

RIO@MPDL

Research Information Observatory



MAX PLANCK
digital library

**BMBF-Verbund-Projekt:
„Interdisziplinarität von Wissenschaftseinrichtungen –
Strukturen und Effekte“ (INTERDIS)
Teilvorhaben „Detailanalysen zur MPG“**

BMBF 01PU17014B

Margit Palzenberger, Johannes Knaus und Jonas Schnaitmann

Max Planck Digital Library (MPDL)
Big Data Analytics Group

München, 2021-08-03

Teil I
Kurzbericht

BMBF-Verbund-Projekt INTERDIS:

„Interdisziplinarität von Wissenschaftseinrichtungen – Strukturen und Effekte“ Teilvorhaben „Detailanalysen zur MPG (INTERDIS-MPG)“

Zuwendungsempfänger:	Max Planck Gesellschaft
Förderkennzeichen:	01PU17014B
Laufzeit:	1.10.2018 - 31.12.2020
Förderumfang:	50.950 EUR
Verbund-Koordination:	Fraunhofer ISI (Dr. Rainer Frietsch)
Durchführung Teilprojekt:	Margit Palzenberger, Johannes Knaus, Jonas Schnaitmann Max Planck Digital Library

Aufgabenstellung

In der Wissenschaft wird an vielen Stellen auf die besonderen Vorteile interdisziplinären Arbeitens hingewiesen. So schreibt die Max-Planck-Gesellschaft in ihrem Kurzportrait: *„Bahnbrechende wissenschaftliche Fortschritte ereignen sich heute zunehmend an den Schnittstellen unterschiedlicher Fachrichtungen [...]. Interdisziplinäres Denken und Arbeiten sowie die weltweite Vernetzung wissenschaftlicher Einrichtungen sind entscheidende Voraussetzungen für erfolgreiche Forschung“*¹.

Im Rahmen des Projektes INTERDIS wurden verschiedene Herangehensweisen zur Operationalisierung einer quantitativen Größe für „Interdisziplinarität“ exploriert. Diese sollte auf Basis verschiedenster Datenquellen abgebildet werden, um der Vielschichtigkeit des Konzepts gerecht zu werden. Die Dimensionen „Publikationen“, „Patente“, „Projekte“ und „Personal“ wurden dafür ausgewählt. Zudem sollten verschiedene, auch neuartige methodische Ansätze überprüft werden, um Aussagekraft, Praktikabilität und mögliche Einflussfaktoren einschätzen zu können.

Im Teilvorhaben „Detailanalysen zur MPG“ wurden diese Aspekte mit besonderem Fokus auf die Max-Planck-Gesellschaft und ihre Einrichtungen untersucht. Zudem wurden zusätzliche methodische Aspekte für die Dimension „Publikationen“ im Vergleich zum Verbundpartner variiert. Für diesen Teil wurden alle wissenschaftlichen Einrichtungen in Deutschland in die Analysen miteinbezogen.

Ablauf

Zur Analyse der vier ausgewählten Dimensionen der Interdisziplinarität („Publikationen“, „Patente“, „Projekte“ und „Personal“) wurde eine Vielzahl von Rohdatenquellen herangezogen. In der ersten Projektphase wurden die bereits in-house vorliegenden Daten projektspezifisch aufbereitet. Dazu gehörten Metadaten zu wissenschaftlichen Publikationen aus Web of Science (WoS, Clarivate), die OECD Field of Science & Technology Classification (FOS) sowie diverse intern entwickelte und gepflegte Datenbanken zu deren Standardisierung und Anreicherung. Mit diesem Datenmaterial konnten die klassischen bibliometrischen Verfahren zur Berechnung von Interdisziplinarität durchgeführt werden.

Für die WoS Publikationsdaten wurde mit Hilfe eines Topic Modelling Verfahrens (Latent Dirichlet Allocation) eine weitere Klassifikation auf Basis von Worthäufigkeiten in den Abstracts der Publikationen erzeugt.

Als weitere Datenquellen wurden im Verlauf des Projektes der Förderkatalog des Bundes, die Leistungsplansystematik des Bundes (LPS), die Fächersystematik für das Personal an Hochschulen, die Internationale Patentklassifikation (IPC) sowie der DERWENT World Patents Index für die Analysen erschlossen.

Für die Analyse der Dimensionen Patente und Personal wurden interne Datenquellen der Max Planck Gesellschaft verwendet. Da es sich hierbei um Daten mit besonderen hohen Ansprüchen an Datenschutz und eingeschränkten Verwertungsrechten handelt, waren aufwendige Abstimmungen und die Erarbeitung rechtlicher Grundlagen notwendig. Zudem waren im Fall der Patente eine umfangreiche Nachbearbeitung der Daten notwendig, da nur so die Fachklassifikation (IPC) darauf abgebildet werden konnte.

¹<https://www.mpg.de/kurzportrait>

Ergebnisse

Der für die Analyse der Publikationen herangezogene Datensatz aus Web of Science (Clarivate) umfasste im Beobachtungszeitraum 2010–2019 insgesamt mehrere Millionen Einträge mit Teilmengen von mehr als 100.000 Basis-Publikationen pro Jahr für Deutschland und mehr als 10.000 für die Max-Planck-Gesellschaft.

Daten zur fachlichen Qualifikation des Personals der Max-Planck-Gesellschaft standen für mehr als 12.000 wissenschaftliche Mitarbeiter:innen für das Jahr 2019 zur Verfügung.

Als Einrichtungen der Grundlagenforschung melden die Max-Planck-Institute vergleichsweise wenige Patente an. Insgesamt wurden im Beobachtungszeitraum 2010–2019 rund 800 Patente nachgewiesen, die sich sehr ungleich auf die 80 Institute verteilen. Diese Einschränkungen gelten noch stärker für die im Förderkatalog des Bundes verzeichneten BMBF-Verbundprojekte. Insgesamt sind für den gesamten Zeitraum 347 dieser Projekte der Max-Planck-Gesellschaft und ihren Einrichtungen zugewiesen.

Klassische bibliometrische Indikatoren für die **Interdisziplinarität von Publikationen**, die auf der Auswertung des Fachspektrums von ausgehenden und eingehenden Zitationen beruhen, sind methodisch gut handhabbare Kenngrößen. Sie sind für größere Gruppen von Einrichtungen stabil über mehrere Publikationsjahre und zeigen – zumindest für starke Abweichungen vom Durchschnitt – auch intellektuell gut nachvollziehbare Werte. Im Detail muss allerdings eine ganze Reihe von Faktoren berücksichtigt werden. Die Basis für ein stabiles Ranking von mittelgroßen Unterschieden in der Interdisziplinarität scheint damit nicht gegeben.

Einen besonders großen Einfluss hat die **gewählte Fachklassifikation** und die Aggregationsebene, auf der die Fachklassen zugewiesen werden. Diese Faktoren führen zu einer komplexen Interaktion mit den resultierenden Interdisziplinaritätswerten und können daher auch nicht auf einfache Weise korrigiert werden.

Auf Grund dieser disziplinspezifischen Effekte auf Interdisziplinaritäts-Indikatoren muss der Vergleich von Ergebnissen aus **gepoolten Teilmengen** kritisch betrachtet werden. Wird nur noch ein einziger Kennwert für das gesamte Set berechnet, kann die Verteilung der Fachdisziplinen das Resultat sehr stark beeinflussen. So sind die Gesamtwerte für die MPG bisweilen niedriger als jene für andere Gruppen. Ein Blick auf die Struktur innerhalb dieses Sets eröffnet jedoch eine differenziertere Perspektive. Nur vier der 80 Institute der MPG sind für das Ranking der MPG entscheidend. Diese vier Institute der Astrophysik zeigen sehr niedrige Interdisziplinaritätswerte, tragen aber zu einem erheblichen Teil zum Publikationsaufkommen der MPG bei. Werden diese aus dem Pool für die MPG entfernt, verlieren sich alle Unterschiede oder verkehren sich sogar ins Gegenteil.

Sowohl **Patente** als auch **Verbund-Projekte** konnten für die Einschätzung der Interdisziplinarität der **Max-Planck-Gesellschaft** und ihrer Einrichtungen **nicht zielführend** Verwendung finden. Die Fallzahlen sind in beiden Fällen deutlich zu gering, um ausreichend differenzierte statistische Analysen durchführen zu können.

Die Ergebnisse aus den Fachklassen, die im Rahmen der **Personalverwaltung** zu den wissenschaftlichen Mitarbeiter:innen erhoben werden, erscheinen dagegen sehr gut einsetzbar. Sie sind für alle Institute vorhanden und zeigen intellektuell gut nachvollziehbare Muster, wenn auch durchaus beeinflusst durch die Eigenarten der eingesetzten Fachklassifikation von Destatis. Die daraus ermittelten Kennwerte eröffnen eine eigenständige Achse der Interdisziplinarität, die nicht mit den Indikatoren aus der Publikationstätigkeit kovariert. Damit können Aussagen, die aus letzteren abgeleitet wurden, auf ihre Robustheit überprüft werden.

Alle bisher diskutierten Konzepte fußen letztlich auf **speziellen Fachklassifikationen**, die durch die Hersteller von Datenquellen oder die gesetzlichen Vorgaben festgelegt sind. Diese Klassifikationen unterscheiden sich untereinander substantiell, ein Mapping auf eine gemeinsame Struktur ist nicht vorstellbar. Keine davon ist ausgewogen im Hinblick auf wissenschaftliche Disziplinen, und als recht statische Konstrukte bilden sie Forschungsfelder, die erst in jüngerer Zeit entstanden sind, nur sehr unzureichend ab.

Als **Alternative** zu diesen Ansätzen bieten sich statistische „nichtüberwachte“ Cluster-Verfahren an, die die zu untersuchenden Einheiten auf Grund von textbasierten Ähnlichkeitsmassen in Fachgruppen gliedern. Ein solches Verfahren aus dem Spektrum des „**Topic-Modelling**“ wurde auch in diesem Projekt exploriert. Zur Klassifikation der **Publikationen** der untersuchten Einrichtungen wurden die Wortfrequenzen in den **Abstracts** mit einem LDA-Algorithmus modelliert und so die Fachklassen ermittelt. Im Rahmen der Kapazitäten des Projektes konnte dieser Algorithmus erst in Ansätzen optimiert werden. Die vorgestellten Ergebnisse sind daher noch als „**Proof of Concept**“ einzuordnen, erzielen aber bereits Ergebnisse, die in ihrer Aussagekraft mit den klassischen Verfahren vergleichbar sind. Die Artefakte, die in den klassischen Verfahren durch die disziplinspezifischen Publikationskanäle entstehen, werden vermieden.

Teil II
Abschlussbericht

RIO@MPDL

Research Information Observatory



MAX PLANCK
digital library

**BMBF-Verbund-Projekt:
„Interdisziplinarität von Wissenschaftseinrichtungen –
Strukturen und Effekte“ (INTERDIS)
Teilvorhaben „Detailanalysen zur MPG“**

Abschlussbericht BMBF 01PU17014B

Margit Palzenberger, Johannes Knaus und Jonas Schnaitmann

Max Planck Digital Library (MPDL)
Big Data Analytics Group

München, 2021-08-03

Inhaltsverzeichnis

1	Einleitung	3
2	Datenquellen und Methoden	4
2.1	Externe Datenquellen	4
2.2	Datenaufbereitung und Auswahl	5
2.3	Fachklassifikationen	7
2.4	Topic-Modelling	8
2.4.1	Latent Dirichlet Allocation	8
2.4.2	Korpora	8
2.4.3	Linguistische Vorverarbeitung der Textdokumente	8
2.4.4	LDA-Modellierung	9
2.5	Indikatoren der Interdisziplinarität	10
2.5.1	Teilmengen (Sets)	10
2.5.2	Einfache Indikatoren	10
2.5.3	Auf Zitationsnetzwerken basierende Indikatoren	10
2.6	Statistik, Visualisierung, Archivierung	11
3	Ergebnisse	12
3.1	Klassische Bibliometrische Indikatoren zur Messung der Interdisziplinarität	12
3.1.1	Überblick Deutschland	12
3.1.2	Teilgruppen der Max Planck Gesellschaft	15
3.2	Neue Methoden zur Messung von Interdisziplinarität	17
3.2.1	Patente	17
3.2.2	Kooperationsprojekte	19
3.2.3	Personal	21
3.2.4	Text-basierte Indikatoren	23
3.3	Synthese der Indikatoren	26
4	Diskussion	28
	Literatur und Software	30

1 Einleitung

In der Wissenschaft wird an vielen Stellen auf die besonderen Vorteile interdisziplinären Arbeitens hingewiesen. So schreibt die Max-Planck-Gesellschaft in ihrem Kurzportrait: „*Bahnbrechende wissenschaftliche Fortschritte ereignen sich heute zunehmend an den Schnittstellen unterschiedlicher Fachrichtungen [...]. Interdisziplinäres Denken und Arbeiten sowie die weltweite Vernetzung wissenschaftlicher Einrichtungen sind entscheidende Voraussetzungen für erfolgreiche Forschung*“¹.

Im Rahmen des Projektes INTERDIS wurden verschiedene Herangehensweisen zur Operationalisierung einer quantitativen Größe für „Interdisziplinarität“ exploriert. Diese sollte auf Basis verschiedenster Datenquellen abgebildet werden, um der Vielschichtigkeit des Konzepts gerecht zu werden. Die Dimensionen „Publikationen“, „Patente“, „Projekte“ und „Personal“ wurden dafür ausgewählt. Zudem sollten verschiedene, auch neuartige methodische Ansätze überprüft werden, um Aussagekraft, Praktikabilität und mögliche Einflussfaktoren einschätzen zu können.

Im Teilvorhaben „Detailanalysen zur MPG“ wurden diese Aspekte mit besonderem Fokus auf die Max-Planck-Gesellschaft und ihre Einrichtungen untersucht. Zudem wurden zusätzliche methodische Aspekte für die Dimension „Publikationen“ im Vergleich zum Verbundpartner variiert. Für diesen Teil wurden alle wissenschaftlichen Einrichtungen in Deutschland in die Analysen miteinbezogen.

Um vorschnelle Interpretationen im Sinne von Rankings zu vermeiden, werden in diesem Bericht nicht alle analysierten Aggregationsebenen vorgestellt und gekennzeichnet. Deutsche Einrichtungen wurden zu Großgruppen zusammengefasst und, mit Ausnahme von Max-Planck-Gesellschaft und Fraunhofer-Gesellschaft, nicht gekennzeichnet. Die Max-Planck-Institute wurden zu Gruppen zusammengefasst, um die wesentlichen Effekte im Hinblick auf die Projektziele zu zeigen, ohne einzelne Institute zu exponieren.

¹<https://www.mpg.de/kurzportrait>

2 Datenquellen und Methoden

2.1 Externe Datenquellen

Zur Analyse der vier ausgewählten Dimensionen der Interdisziplinarität („Publikationen“, „Patente“, „Projekte“ und „Personal“) wurde eine Vielzahl von Rohdatenquellen herangezogen. Tabelle 1 gibt einen Überblick über die verwendeten Quellen, deren Anbieter sowie nähere Angaben zur Lizenz bei kostenpflichtigen Ressourcen.

Lizenzpflichtige Ressourcen wurden über bestehende Verträge und Kooperationen der Max-Planck-Gesellschaft genutzt. Für das Projekt INTERDIS standen keine Mittel zum Abschluss weiterer Lizenzen zur Verfügung. Daher konnten die Rohdaten des MPG-Job-Portals nicht für das Projekt erworben werden (Drittanbieter, siehe u.).

Interne Datenquellen aus anderen Einrichtungen der Max-Planck-Gesellschaft („Patente“, „Personal“) wurden der MPDL über Einzelverträge nach Zustimmung aller relevanten Akteure (Rechtsabteilungen, HR-Abteilung, BR) zur Verfügung gestellt. Diese Verträge erlauben keine Weitergabe der Rohdaten an Dritte.

Neben den externen Datenquellen wurden von der MPDL auch zahlreiche interne Datenbestände genutzt, insbesondere Daten zur Normierung und Mustererkennung von Einrichtungen und Zeitschriften.

Im Normalfall wurden Daten aus dem **Zeitraum 2010 bis 2019** ausgewertet, zur Personal-Fachklassifikation lagen Daten mit 31.12.2019 vor.

Als Quelle für **Publikationen** wurden **Web of Science** (WoS) XML-Rohdaten herangezogen. Diese werden vom Kompetenzzentrum Bibliometrie über ein BMBF-Projekt lizenziert. Die Aufbereitung der XML-Daten und die Integration in ein Data Lakehouse auf Basis von PostgreSQL (*MPDL.RIO*) erfolgt vollständig und routinemäßig durch die MPDL (siehe auch 2.2). Zur Normierung deutscher Einrichtungen außerhalb der Max-Planck-Gesellschaft wird auf die **Institutionenkodierung** des Kompetenzzentrum Bibliometrie (Universität Bielefeld) zurückgegriffen.

In den globalen Datenbanken für Metadaten von **Patenten** (DocDB, PatStat, Derwent, ...) treten im wesentlichen nur zwei Einrichtungen der MPG als Patenthalter auf: Die Max-Planck-Gesellschaft (MPG) und die Studiengesellschaft Kohle (SGK). Damit wäre eine Analyse der Interdisziplinarität auf Ebene der Max-Planck-Institute nicht möglich. Es wurde daher zusätzlich eine interne Datenbank von **Max-Planck-Innovation** (MI) herangezogen. Diese erfasst auch die anmeldenden Institute. Allerdings führt sie keine Fachklassifikation. Daher wurden die Daten mit den Datensätzen von MPG und SGK aus dem **Derwent World Patents Index** abgeglichen (siehe auch 2.2).

Für **Projekte** wurde der **Förderkatalog des Bundes** herangezogen. Dieser listet Projekte ab 1968, die von Bundeseinrichtungen gefördert wurden und werden. Soweit uns bekannt, steht darüber hinaus keine Quelle für eine übergreifende Erfassung von Projekten der Max-Planck-Institute zur Verfügung.

Für die Dimension **Personal** wurden dem Projekt Daten aus der internen Datenbank der **Personalverwaltung** der Max-Planck-Gesellschaft zur Verfügung gestellt. Nach Abklärung der rechtlichen Rahmenbedingungen und Zustimmung der entscheidungsbefugten Akteure wurden auf Institutsebene aggregierte Daten zur Verfügung gestellt. Diese enthielten die Frequenzverteilungen für die Fachklassifikation der Ausbildung und des Einsatzbereichs wissenschaftlichen Personals. Es wurden keine personenbezogenen Daten übermittelt.

Darüber hinaus war im Projekt angedacht, **Stellenanzeigen** auszuwerten, um damit die aktuell nachgefragten Fachprofile des wissenschaftlichen Personals zu ermitteln. Die dafür vorgesehenen strukturierten Rohdaten des zentralen Job-Portals konnten aber nicht verwendet werden, da diese der Kontrolle eines Drittanbieters unterliegen und damit nur kostenpflichtig erhältlich gewesen wären. Außerdem zeigten Stichproben, dass die angezeigten Stellen des zentralen Portals die Angebote der Max-Planck-Institute nicht vollständig abbilden. Es wurde daher ein Web-Scraping über die Webseiten der Institute pilotiert. Auf Grund der extremen Heterogenität der auf diesen Seiten gelisteten Stellenanzeigen musste dieser Versuch jedoch aus Kapazitätsgründen abgebrochen werden. Zudem wurde das Jahr 2020 auf Grund der Corona-Maßnahmen als wenig repräsentativ für Stellenprofile eingeschätzt.

Quelle	Anbieter	Lizenz	Inhalt
Publikationen			
Web of Science XML (WoS) ²	Clarivate ³	KB Bibliometrie ⁴ BMBF grant 01PQ13001	Publikationen in internationalen Zeitschriften und Proceedings (> 60M Publikationen)
Patente			
DERWENT World Patents Index ⁵	Clarivate ²	MPG-Grundversorgung	Globale Patentdaten (50M Familien)
MPG Patent-DB (MI.Pat)	Max-Planck-Innovation ⁶	MI/MPDL Einzel-Vertrag	Patente der Max-Planck-Gesellschaft
Projekte			
DE Förderkatalog ⁷	Bundesregierung	frei	durch Bundesministerien geförderte Projekte (260K)
Personal			
MPG Human Resource Info Sys	MPG Generalverw. HR ⁸	HR/MPDL Einzelvertrag	MPI-aggregierte Statistiken
MPG Job-Portal ⁹	MPG Generalverw. PR ⁷ Drittanbieter	keine Lizenz vorhanden Nutzung nicht möglich	Rohdaten für Historie über längeren Zeitraum
MPI-Webseiten	Max-Planck-Institute	frei	HTML-Quellcode

Tabelle 1 Übersicht Datenquellen (siehe auch Tabelle 2 zu Klassifikationen)

2.2 Datenaufbereitung und Auswahl

Die Datenaufbereitung erfolgte für alle Quellen über die Infrastruktur des **MPDL.RIO Data Lakehouse**. Dabei werden alle Datenquellen über Python-basierte Algorithmen in eine JSON-newline-delimited Struktur überführt und in eine PostgreSQL Instanz importiert. Dieser hierarchisch strukturierte Data Lake wird über PL/pgSQL-Routinen in eine relationale Datenbank transformiert. Über mehrere Schritte werden die Datenquellen in einen generischen Metadaten-Layer integriert, der dann für die projektspezifischen Analysen zur Verfügung steht. Für den Datenabgleich und die Standardisierung werden zahlreiche **In-house-Norm-Datenbanken** verwendet. So wurden die in und zwischen den Datenquellen sehr weit variierenden Namen von Max-Planck-Instituten über Mustervergleiche gegen die In-house-Institutionen-Datenbank standardisiert. Für die weitere Zuordnung von deutschen Einrichtungen fand die Institutionenkodierung der Universität Bielefeld (Rimmert et al., 2017) Verwendung.

Für die Analyse der **Publikationen** wurden alle deutschen Publikationen in Web of Science im Zeitraum 2010–2019 herangezogen (1,4 Mio Basis-Publikationen). Für den internationalen Vergleich wurde eine zufällige Stichprobe von ähnlicher Größe (2 Mio Publikationen) für den gleichen Zeitraum aus dem gesamten Datenbestand gezogen. Die Auswahl der aus- und eingehenden Zitate zu den Basis-Publikationen erfolgte ohne Einschränkungen. Grundsätzlich wurden nur Publikationen der WoS-Dokumenttypen ‚article‘ und ‚review‘ verwendet. Zitationen wurden in einem Dreijahresfenster zwischen zitierender und zitierter Publikationen ausgewertet.

Für die Erfassung der Interdisziplinarität von **Patenten** auf der Ebene der Max-Planck-Institute wurden zwei unabhängige Datenbanken verwendet. Aus dem Derwent World Patent Index wurden alle Datensätze der MPG und der SGK über das Web-Interface exportiert und weiterverarbeitet. Die Datensätze der Max-Planck-Innovation-Datenbank wurden zur Gänze aufbereitet.

Ein direkter Abgleich zwischen den beiden Datensätzen war nicht möglich, da keine eindeutigen gemeinsamen Identifier vorliegen. Es wurde daher ein Verfahren entwickelt, das auf Basis von Anmeldeummern (priority application numbers)

²<https://clarivate.com/webofsciencegroup/solutions/web-of-science/>

³<https://clarivate.com>

⁴<http://www.bibliometrie.info/>

⁵<https://clarivate.com/derwent/solutions/derwent-innovation/>

⁶<https://www.max-planck-innovation.com/>

⁷<https://foerderportal.bund.de/foekat>

⁸<https://www.mpg.de/karriere/gv>

⁹<https://www.mpg.de/jobboard>

und Erfindernamen einen Mustervergleich durchführt. Damit konnten die entsprechenden Datensätze mit guter Präzision gefunden werden.

In den statistischen Analysen wurden die Patente als Familien gezählt, also nur einfach auch bei mehrfachen Anmeldungen bei verschiedenen Patentämtern. Als Referenzjahr wurde das Prioritätsjahr, das Jahr der ersten Anmeldung weltweit, gewählt.

Ein Vergleich der **Stellenangebote** der Max-Planck-Institute auf dem Job-Portal der MPG mit den auf den Instituts-Webseiten ausgeschriebenen Stellen zeigte deutlich mehr Angebote auf den Institutswebseiten.

Es wurden daher ein Web-Crawler für MPG-Instituts-Webseiten implementiert. Für die Erkennung von Sprachumschaltungen auf den Webseiten kam ein CSS-artiger Selektor für Inhalte und Attribute von Links zur Anwendung (realisiert mit dem Python-*beautifulsoup*-Package¹⁰). Um das Crawling der Webseiten zu parallelisieren und damit die Laufzeit deutlich zu verringern, wurde das Python-Basispaket *asyncio* eingesetzt. Für die Extraktion des relevanten Content der Seiten wurde die JavaScript Bibliothek *readability.js*¹¹ verwendet. Diese wurde von Mozilla für den im Webbrowser Firefox angebotenen Lesemodus entwickelt und verfügt über eine große Anzahl von Selektoren und Metriken, um den Haupt-Content einer Seite zu identifizieren. Die Seiten mit Stellenangeboten wurden auf Basis einer Liste regulärer Ausdrücke identifiziert und als Textdateien abgelegt.

Die Möglichkeiten zur weiteren Fachklassifikation der vorliegenden Stellenangebote erschienen nach einer intellektuellen Analyse des Datenmaterials zu aufwändig, um sie im Rahmen des vorliegenden Projektes weiterverfolgen zu können.

¹⁰<https://www.crummy.com/software/BeautifulSoup>

¹¹<https://github.com/mozilla/readability>

¹¹[job|career|vacancies|position|employment|work-with-us|stellen|karriere](https://github.com/mozilla/readability)

2.3 Fachklassifikationen

Für die eingesetzten Datenquellen und Analyse-Dimensionen steht **keine gemeinsame Fachklassifikation** zur Verfügung. Jede Quelle kann nur auf Basis spezialisierter Systematiken analysiert werden. Diese sind in Tabelle 2 gelistet. Sie sind alle frei verfügbar. Die Spezifikationen sind oft in Hinblick auf Detail und Nachvollziehbarkeit sehr unzureichend.

Die meisten der eingesetzten Klassifikationen bilden mehrere **Hierarchieebenen** ab. Es wurde versucht, geeignete Ebenen auszuwählen, die zumindest eine grobe Vergleichbarkeit in Hinblick auf die Granularität erlauben. So wurden aus der IPC-Patentklassifikation die ersten 3 Stellen verwendet (139 Klassen), aus der Leistungsplansystematik ebenfalls die ersten 3 Stellen (209 Klassen) und aus der Fächersystematik für das Personal der Hochschulen die unterste Ebene (656 Klassen). Allerdings wurden in diesem Fall die Philologien nach einer intellektuellen Inspektion der Verteilung in der MPG zu einer einzigen Kategorie zusammengeführt. Dies betrifft die Germanistik, Anglistik, Romanistik und Slawistik.

Einen Sonderfall stellt die **OECD-Klassifikation** dar. Sie wurde nicht in Zusammenhang mit der Datenquelle entwickelt, sondern bietet eine unabhängige, im Wissenschaftsbereich weit verbreitete Systematik. Zudem wird vom Hersteller von Web of Science (Clarivate) ein Mapping ¹² zur datenbankeigenen Klassifikation angeboten. Um Effekte der Granularität auf die Indikatoren zu analysieren, wurden alle Ebenen einer aus beiden Quellen integrierten Systematik verwendet.

Die **klassischen bibliographischen Datenbanken** (hier WoS) klassifizieren Artikel auf **Basis der Zeitschrift oder Reihe**, in der ein Artikel publiziert wird. Pro Zeitschrift oder Reihe werden 1 bis 6 Fachklassen vergeben und auf alle darin erschienenen Publikationen angewandt. Dabei ist besonders die Kategorie „Multidisciplinary“ zu beachten, in der sehr wichtige Zeitschriften mit breiter fachlicher Ausrichtung, wie „Nature“, „Science“ oder „PLoS One“, zusammengefasst werden. Alle Artikel, die in diesen Zeitschriften erscheinen, erhalten damit dieselbe Fachklasse, unabhängig von ihrer tatsächlichen fachlichen Ausrichtung.

Quelle	Anbieter	Anzahl Klassen ausgew. Hierarchiestufe fett	Anmerkung
Publikationen			
WoS Subject Classification	Clarivate	266	
OECD Field of Science & Technology Classification (FOS) ¹³ version 2007	OECD	6, 39	mapping to WoS by Clarivate
Patente			
International Patent Classification (IPC) ¹⁴	WIPO	8, 43, 139, 785 , 1651, 1720, 3342, 9502, 20265, 72927, 136126, 173270, 180408, 180835, 180835	
Projekte			
Leistungsplansystematik des Bundes (LPS) ¹⁵	Bundesregierung	23, 48, 209, 336, 1013, 1620	
Personal			
Personal an Hochschulen Fächersystematik ¹⁶	Statistisches Bundesamt	10 ... 656 ¹⁷	

Tabelle 2 Übersicht Fachklassifikationen

¹²<https://help.prod-incites.com/inCites2Live/filterValuesGroup/researchAreaSchema/oecdCategoryScheme.html>

¹³<http://www.oecd.org/sti/inno/38235147.pdf>

¹⁴<https://www.wipo.int/classifications/ipc>

¹⁵<https://www.bundesbericht-forschung-innovation.de/de/Glossar-1718.html>

¹⁶https://www.destatis.de/DE/Methoden/Klassifikationen/Bildung/personal-stellenstatistik.pdf?__blob=publicationFile

¹⁷Sprachen zu 1 Kategorie zusammengefasst, siehe Text

2.4 Topic-Modelling

Unter dem Begriff Topic-Modelling (TM) wird eine Gruppe statistischer Methoden aus dem Bereich des **maschinellen Lernens** und des Natural-Language-Processing (**NLP**) subsumiert. Ziel ist es, in einer großen Menge von Textdokumenten abstrakte „Themen“ (Topics) zu finden. Der in der Praxis am häufigsten angewandte Algorithmus ist die Latent Dirichlet Allocation (**LDA**).

2.4.1 Latent Dirichlet Allocation

Die LDA (Blei, 2012; Blei et al., 2003) geht von der Annahme aus, dass jedes der Textdokumente durch eine Verteilung von Topics beschrieben werden kann und jedes Topic durch eine Verteilung von Wörtern. Der LDA-Algorithmus ist eine nicht-negative Matrixfaktorisierung, ein Verfahren zur Dimensionsreduktion, mithilfe dessen „versteckte“ (latente) Variablen – die in der Menge der Textdokumente enthaltenen Topics – aus den beobachteten Variablen inferiert werden können. LDA ist eine Methode des unüberwachten maschinellen Lernens (**Unsupervised Machine Learning**).

Die hier beschriebenen Analyseschritte wurden in der Programmiersprache *Python*¹⁸ umgesetzt.

2.4.2 Korpora

Es wurde eine Stichprobe von 95K zufällig ausgewählten, in Web Of Science (WoS) verzeichneten Publikationen Autor*innen deutscher Forschungseinrichtungen aus dem Jahr 2019 erstellt. Die in WoS erfassten Abstracts dieser Publikationen dienten als **Trainingskorporus** für ein LDA-Modell.

Ein **Testkorporus** wurde erstellt, auf den das generierte LDA-Modell angewendet wurde, um die Abstracts nach den gefundenen Topics zu klassifizieren. Das Testkorporus enthielt die selben Datensets, wie sie für die klassischen bibliometrischen Verfahren (siehe Abschnitt 3.1) verwendet wurden (Publikationsabstracts von Autor*innen deutscher Einrichtungen und Abstracts von Publikationen die Items des Trainingskorporus zitieren oder die von diesen zitiert werden (weltweit)).

2.4.3 Linguistische Vorverarbeitung der Textdokumente

Die Publikationsabstracts wurden für die LDA-Modellierung vorbereitet. Dies umfasste eine Reihe linguistischer Bearbeitungsschritte:

Tokenisierung Unterteilung der Abstracts in Einzelwörter

Deakzentuierung Entfernung von Akzentzeichen und weiterer Diakritika

Ausschluss extrem langer und kurzer Wörter Wörter mit weniger als 2 oder mehr als 15 Zeichen Länge flossen nicht in die Korpora ein.

Stoppwort-Entfernung Wörter, die generell keine Relevanz für den Informationsgehalt eines Textes haben, wurden verworfen. Hierzu wurde die weitverbreitete Stoppwort-Liste der Python-Bibliothek *NLTK* (Bird et al., 2009) verwendet und auf eine Erweiterung verzichtet, um eine möglichst neutrale Herangehensweise für diese Studie zu erreichen.

Detektion von Kollokationen Wort-Bi- und Trigramme wurden mit der Bibliothek *Gensim* (Řehůřek & Sojka, 2010) aus den Abstracts ermittelt (Gensim Phraser-Modul, minimale N-Gramm-Frequenz ≥ 5 , Thresholdwert 100, „original scorer“-Setting)

Lemmatisierung Flektierte Formen eines Wortes wurden mit Hilfe des vortrainierten Sprachmodells *en_core_web_lg* der Bibliothek *spaCy* (Honnibal et al., 2020) auf ihre Grundform zurückgeführt.

Wortartenerkennung und -beschränkung Nach einem Part-of-Speech-Tagging mit *spaCy* wurden die im LDA-Modell berücksichtigten Wortarten auf Nomen, Adjektive, Verben und Adverbien beschränkt.

¹⁸<https://www.python.org/>

2.4.4 LDA-Modellierung

Die LDA-Modellierung wurde mit Hilfe der Software *Mallet* (McCallum, 2002, Gensim-Wrapper-API) realisiert. Hierzu wurde eine Wort-ID-Zuordnung für jedes Lemma durchgeführt und ein Bag-of-Words-Korpus (BoW) erstellt, ein Korpus, der nur die Wortfrequenz berücksichtigt, aber andere Informationen, wie z.B. Wortstellung und -abfolge ignoriert.

Als ein weiterer, für die Qualität des generierten LDA-Modells bedeutsamer Verarbeitungsschritt, wurden besonders niedrig- und hochfrequente Wörter herausgefiltert. Wörter, die in weniger als 10 Textdokumenten, und Wörter, die in mehr als 50% aller Textdokumente vorkommen, wurden für das Topic-Modelling verworfen. Insbesondere der Hochfrequenzfilter trägt zur Steigerung der intellektuellen Nachvollziehbarkeit und Verständlichkeit der ermittelten Topics bei. In der vorliegenden Fragestellung sollten die ermittelten Topics besonders zur Distinktion der Dokumente beitragen. Je frequenter ein Wort über alle Dokumente hinweg ist, desto geringer ist sein distinktiver Informationsgehalt.

Ziel der hier durchgeführten LDA-Modellierung war eine erste explorative Annäherung, aber noch kein dauerhaft produktiv nutzbares Topic-Modell. Dieses würde insbesondere ein weiteres Fine-Tuning der Hyperparameter der Prior-Verteilung des der LDA zugrunde liegenden bayesschen Verfahrens erfordern. Im vorliegenden Modell wurde keine Optimierung der Hyperparameter vorgenommen, sondern die von der Software *Mallet* vorgegebenen Defaultwerte ($\alpha = \frac{5.0}{nTopics}$ und $\beta = 0.01$) angewendet.

Es wurden mehrere LDA-Modelle mit unterschiedlicher Anzahl an Topics (zw. 5–200) errechnet und deren Kohärenzwerte (coherence scores, nach „c_v“-Typ) berechnet. Die Kohärenz ist das Maß der relativen Distanz zwischen den Wörtern eines Topics. Eine Ermittlung des Modells mit der „optimalen“ Topic-Anzahl aus allen errechneten Modellen allein nach Kohärenzwerten führt jedoch häufig dazu, dass eine zu hohe Anzahl von Topics ermittelt wird. Daher wurde die „optimale“ Anzahl der Topics hier über die Differenz zwischen Kohärenz und Stabilität pro Topic-Anzahl (Jaccard-Ähnlichkeiten) ermittelt. Das finale Modell enthielt 199 Topics.

Die Textdokumente des Testkorpus wurden auf gleiche Weise linguistisch vorverarbeitet, in einen BoW-Korpus umgewandelt und gefiltert. Dieser BoW-Korpus wurde auf das zuvor ermittelte finale LDA-Modell angewendet und so die zugrunde liegenden Abstracts klassifiziert. Jedem Abstract wird dabei jedes Topic mit einer bestimmten Wahrscheinlichkeit zugeordnet. Jedes Topic ist durch eine Sequenz wahrscheinlicher Wörter mit je einem Wahrscheinlichkeitswert pro Wort repräsentiert. Dieser Wert spiegelt wider, wie stark das jeweilige Wort zu dem Topic beiträgt. Für die Klassifikation der Abstracts wurden nur Topics berücksichtigt, die mit einer Wahrscheinlichkeit von $p \geq 0.03$ dem jeweiligen Abstract zugewiesen wurden.

2.5 Indikatoren der Interdisziplinarität

2.5.1 Teilmengen (Sets)

Indikatoren der Interdisziplinarität werden für verschiedene Teilmengen der ausgewählten Datensätze berechnet. Im Rahmen des vorliegenden Teilprojektes wurden die **Max-Planck-Institute** als Basissets ausgewählt. Für sie konnten für alle Dimensionen („Publikationen“, „Patente“, „Projekte“, „Personal“) Analysen durchgeführt werden.

Für die Dimension **Publikationen** wurden **weitere Aggregationsebenen** einbezogen:

- Deutschland: Forschungsorganisationen, Universitäten, Fachhochschulen, ...
- International: Länder
- Max-Planck-Institute: Arbeitsgruppen

2.5.2 Einfache Indikatoren

Einfache Indikatoren der Interdisziplinarität können auf alle betrachteten Dimensionen („Publikationen“, „Patente“, „Projekte“, „Personal“) angewandt werden. Die Werte werden pro Set berechnet.

Durchschnittliche Anzahl von Fachklassen

$$I_{avg} = \frac{1}{NElemente} \sum_{i=1}^{NElemente} NKlassen_i \quad (1)$$

Diversitätskoeffizienten

Shannon:

$$H' = - \sum_{i=1}^{NK} p_i \ln p_i \quad (2)$$

Gini-Simpson (auch Gibbs-Martin, Blau):

$$D = 1 - \sum_{i=1}^{NK} \frac{n_i(n_i - 1)}{n(n - 1)} \quad (3)$$

Die im Hauptprojekt verwendete Größe 1-HHI, abgeleitet vom Herfindahl-Hirschman Index (HHI), entspricht ebenfalls dem Gini-Simpson-Index.

2.5.3 Auf Zitationsnetzwerken basierende Indikatoren

Aus den Zitationsnetzwerken, die in Web of Science für die Publikationen zur Verfügung stehen, wurden folgende Indikatoren der Diversität eingesetzt:

Divergierende Referenzen/Zitationen

$$\bar{c} = \frac{\sum_{i=1}^{AnzahlPub} AnzahlX_{pub_i}(Klasse(X_{ij})) \neq Klassen(pub_i)}{\sum_{i=1}^{AnzahlPub} AnzahlPub} \quad (4)$$

Dabei steht der Begriff **Referenzen** für die von einer Publikation ausgehenden Zitate, also jene Publikationen, die von der betreffenden Publikation in der Referenzliste genannt werden. **Zitationen** steht für eingehende Zitate, also jene Arbeiten, die die betreffende Publikation zitieren. Als **divergierend** werden jeweils jene Arbeiten eingestuft, deren Fachklassen sich gänzlich von den Fachklassen der Bezugsarbeit unterscheiden (ohne Überlappung).

2.6 Statistik, Visualisierung, Archivierung

Die in diesem Bericht vorgelegten Visualisierungen wurden mittels eines In-house-Frameworks wesentlich basierend auf den Python-Bibliotheken *pandas* (McKinney, 2010; The Pandas Development Team, 2020) und *matplotlib* (Hunter, 2007) erstellt.

Das Datenmaterial, das dieser Arbeit zugrundeliegt, kann aus lizenzrechtlichen Gründen nicht veröffentlicht werden. Im Sinne guter wissenschaftlicher Praxis wird das gesamte Datenmaterial zusammen mit allen ergebnisrelevanten Skripten zum Projektende über Keeper@MPG mit einer Garantzeit von 10 Jahren archiviert.

3 Ergebnisse

3.1 Klassische Bibliometrische Indikatoren zur Messung der Interdisziplinarität

Im Rahmen des Teilprojektes wurden die klassischen bibliometrischen Indikatoren auf Basis von **Web of Science** (Clarivate) ermittelt. Damit wurde bewusst eine andere Datenquelle als im Haupt-Projekt herangezogen, in welchem mit Scopus (Elsevier) gearbeitet wurde. Weitere Aspekte der Datengrundlage und Methodik wurden ebenfalls variiert. Um die zeitliche Variabilität zu erfassen, wurden die **Publikationsjahre** 2010 bis 2019 einzeln analysiert. Zur Beschreibung von Substruktur-Effekten wurde die Analyse nicht nur für die gepoolten Daten auf Gruppenebene (Tabelle 3), sondern auch für **einzelne Einrichtungen** in diesen Gruppen durchgeführt. Die Fachklassifikation wurde auf zwei **Hierarchieebenen** analysiert.

3.1.1 Überblick Deutschland

Für die erste Ebene der Analysen wurde Deutschland in sieben Gruppen geteilt. Tabelle 3 listet diese zusammen mit der Anzahl an Einrichtungen und der Anzahl an Publikationen, wie sie in Web of Science gefunden wurden. Dabei ist zu beachten, das Web of Science nicht alle Publikationen einer Einrichtung erfasst. Auf Grund von Auswahlkriterien im Hinblick auf die Publikationsform (nur Zeitschriften und Reihen), Internationalität und dem Zitationsverhalten des Faches gibt es erhebliche Abweichungen in den Sozial- und Geisteswissenschaften sowie einigen technischen Disziplinen.

Die Max-Planck-Gesellschaft wurde in weitere Untergruppen aufgeteilt (siehe auch Tabelle 4). Im Überblick für Deutschland wurde insbesondere Gruppe A, vier Institute der Astrophysik, herausgegriffen, da sie in den weiteren Strukturanalysen besondere Auffälligkeiten zeigten und auf Grund ihres hohen Publikationsaufkommens die Gesamtsicht auf die Max-Planck-Gesellschaft erheblich beeinflussen.

Gruppe	Anzahl Einrichtungen	Anzahl WoS-Publikationen 2010–2019
Universitäten und Fachhochschulen	191	1.127 K
Helmholtz-Gesellschaft	23	140 K
Fraunhofer-Gesellschaft	56	17 K
Leibniz-Gesellschaft	73	63 K
Max-Planck-Gesellschaft gesamt	79	114 K
Max-Planck-Gesellschaft ohne Gruppe A	75	99 K
Max-Planck-Gesellschaft nur Gruppe A	4	15 K
sonstige öffentliche Einrichtungen	292	153 K
kommerzielle Einrichtungen	114	34 K

Tabelle 3 Gruppen von Einrichtungen in Deutschland. Anzahl (Teil-)Einrichtungen mit mehr als 5 Publikationen (Artikel und Reviews) in Web of Science im Publikationsjahr 2019.

Gepoolte Sets

Im folgenden Panel (Abbildung 1) sind die Zeitverläufe für drei bibliometrische Indikatoren für diese Gruppen auf Basis zweier Hierarchieebenen der Fachklassifikation dargestellt. Die Indikatoren wurden für die gepoolten Sets der Gruppen berechnet.

Die Ergebnisse für die zwei Hierarchieebenen der Klassifikation sind gut vergleichbar, signifikante Muster bleiben erhalten. Für den Großteil der Gruppen können keine über Zeit und Indikatoren hinweg stabile Muster gefunden werden. Die Abweichungen vom Mittelwert für Deutschland sind insgesamt gering.

Die auffallendsten Abweichungen vom deutschen Mittel wurden für die MPG (blau) und die FHG (grün) gefunden. Für die MPG ändert sich das Bild jedoch deutlich, sobald sie in Gruppe A und den Rest aufgeteilt wird. Die vier Institute der Astrophysik (dunkelblaue unterbrochene Linien) zeigen in allen Varianten extrem niedrige Interdisziplinarität. Ohne diese Institute verlieren sich für die restliche MPG (hellblaue unterbrochene Linien) die Abweichungen vom deutschen Mittel, die Muster werden unauffällig. Detaillierte Analysen dieser Effekte werden im nächsten Abschnitt vorgestellt.

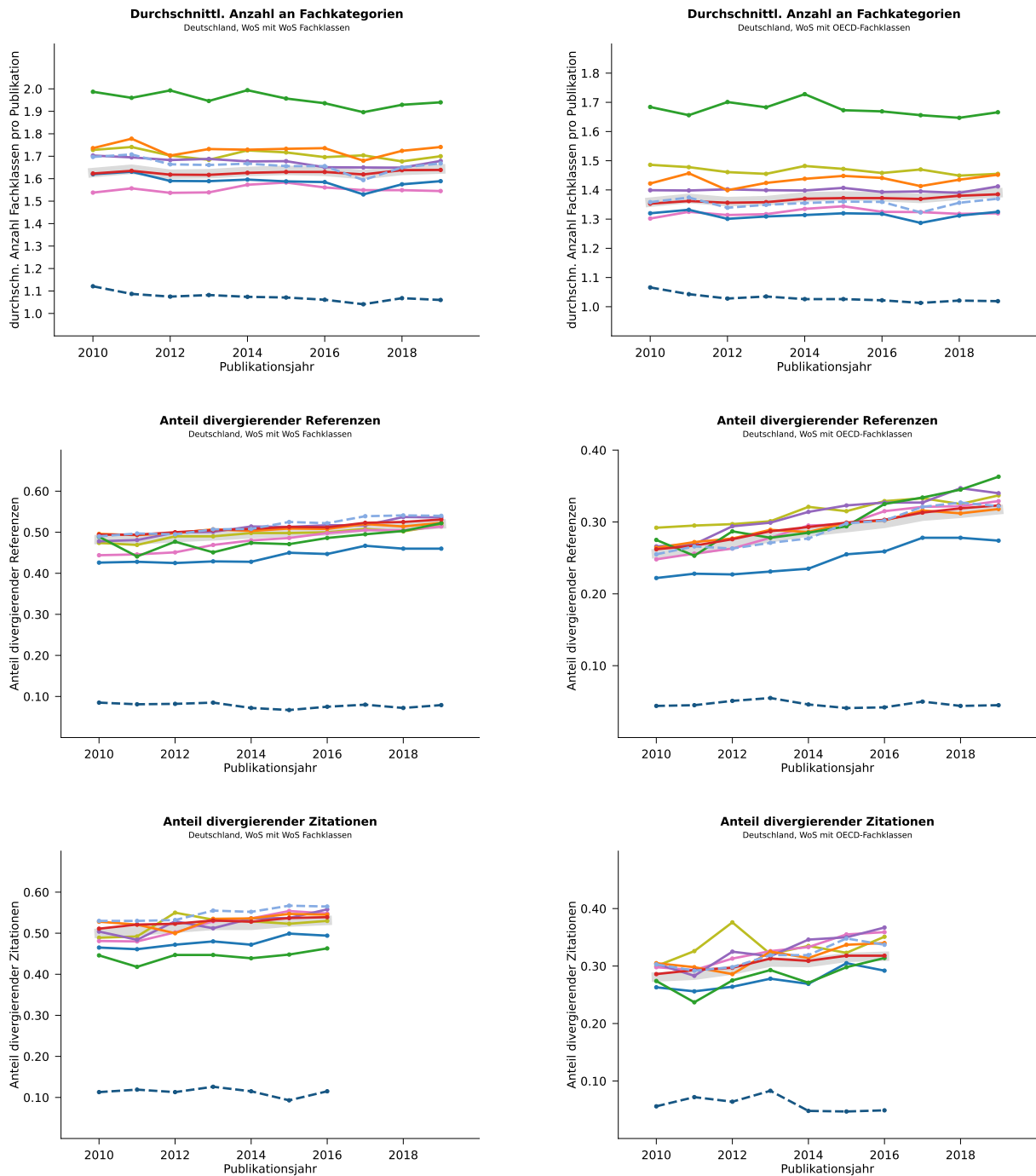


Abbildung 1 Klassische Bibliometrische Indikatoren (von oben nach unten) für verschiedene Sets von Forschungseinrichtungen in Deutschland (grauer Balken im Hintergrund: Deutschland gesamt). Links: WoS-Klassifikation (266 Klassen), rechts: davon abgeleitete OECD-Klassifikation (39 Klassen). Die Fraunhofer-Gesellschaft wird durch die grüne Linie dargestellt. Die Max-Planck-Gesellschaft gesamt wird durch die blaue durchgehende Linie dargestellt. In den beiden unterbrochenen Linien wird die MPG in Gruppe A (dunkelblau) und B-D (hellblau) aufgeteilt. Weitere Informationen dazu können dem Abschnitt 3.1.2 entnommen werden.

Varianz innerhalb der Sets

Werden die Publikationen der Gruppen gepoolt analysiert, sollten markante Einflüsse der Substruktur auf die Gesamtsicht berücksichtigt werden. Wenige große Teileinheiten mit vielen Publikationen beeinflussen das Bild für die Gruppe deutlich stärker als viele kleine Teileinheiten. Dies wurde schon in Abbildung 1 für die Max-Planck-Gesellschaft aufgezeigt. Abbildung 2 zeigt nun die Verteilung der Kennwerte über die Teileinrichtungen aller deutschen Gruppen für das Publikationsjahr 2019.

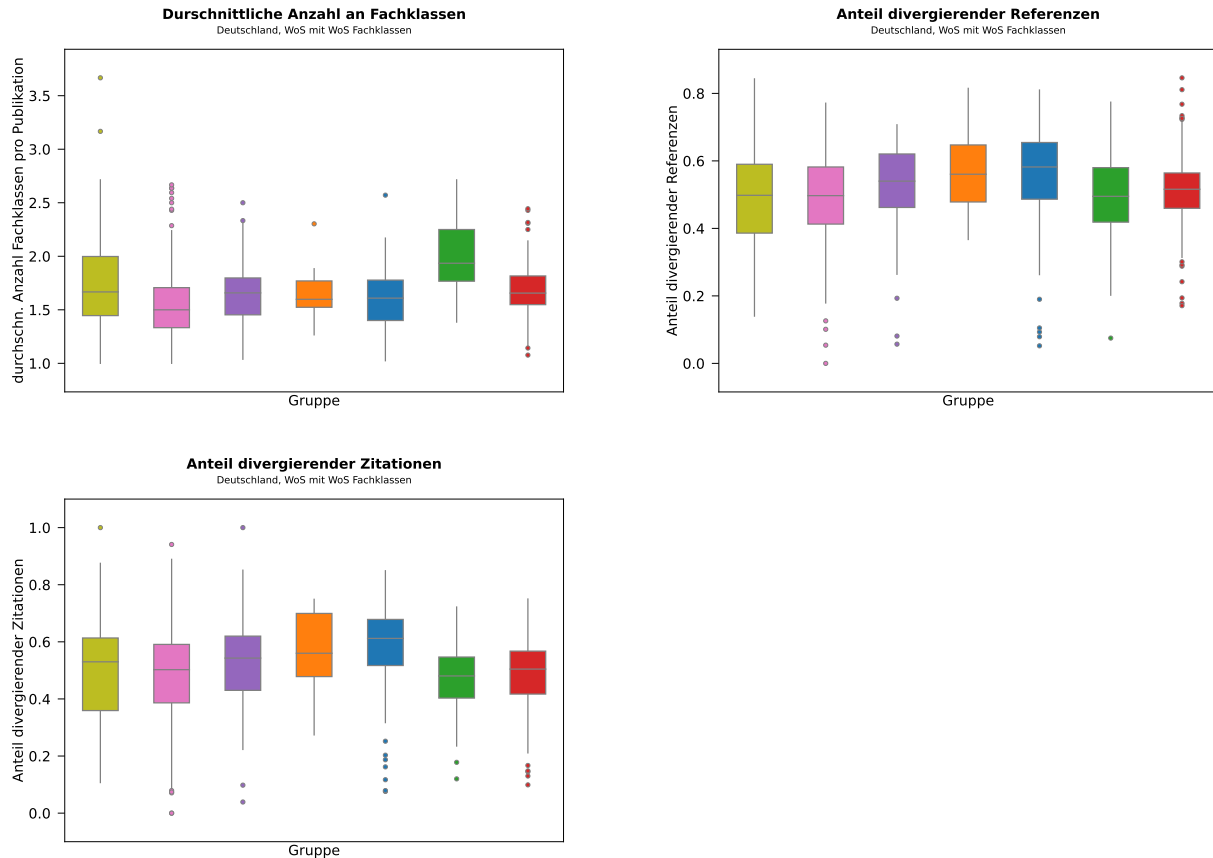


Abbildung 2 Klassische Bibliometrische Indikatoren für verschiedene Gruppen von Forschungseinrichtungen in Deutschland (gleiche Farbcodes wie Linien in Abbildung 1) und das Publikationsjahr 2019. Im Gegensatz zu Abbildung 1 wurden hier die einzelnen Einrichtungen der Gruppen getrennt analysiert. Die Box-Plots zeigen die Verteilung der Kennwerte für diese Einrichtungen (Box: Q1, Median, Q4).

Varianzanalysen (ANOVA, Tukey's HSD) der Indikatoren gegen die Gruppen zeigen nur wenige signifikante Unterschiede zwischen den einzelnen Gruppen. Es gibt nur zwei bedeutsame Muster: Die FHG zeigt ein gegenüber allen anderen Gruppen signifikant höheres Level für die durchschnittliche Anzahl an Fachklassen pro Publikation. Die MPG zeigt gegenüber vier anderen Gruppen inklusive FHG ein signifikant höheres Level für den Anteil divergierender Zitationen.

3.1.2 Teilgruppen der Max Planck Gesellschaft

Abbildung 3 zeigt die zitationsbasierten bibliometrischen Indikatoren für einzelne Einrichtungen der MPG (Institute, große Teilinstitute, Service-Einrichtungen). Es zeigt sich eine deutliche Korrelation zwischen den Werten für die ausgehenden Referenzen und den eingehenden Zitationen der Publikationen. Deutlich wird auch eine extrem große Varianz zwischen den Einrichtungen. Für eine kleine Auswahl von Einrichtungen (n=12) bleiben die fachfremden Anteile durchwegs deutlich unter 50 Prozent, für manche unter 10 Prozent. Der weitaus größere Teil der Einrichtungen zeigt fachfremde Anteile zwischen etwa 50 und 80 Prozent.

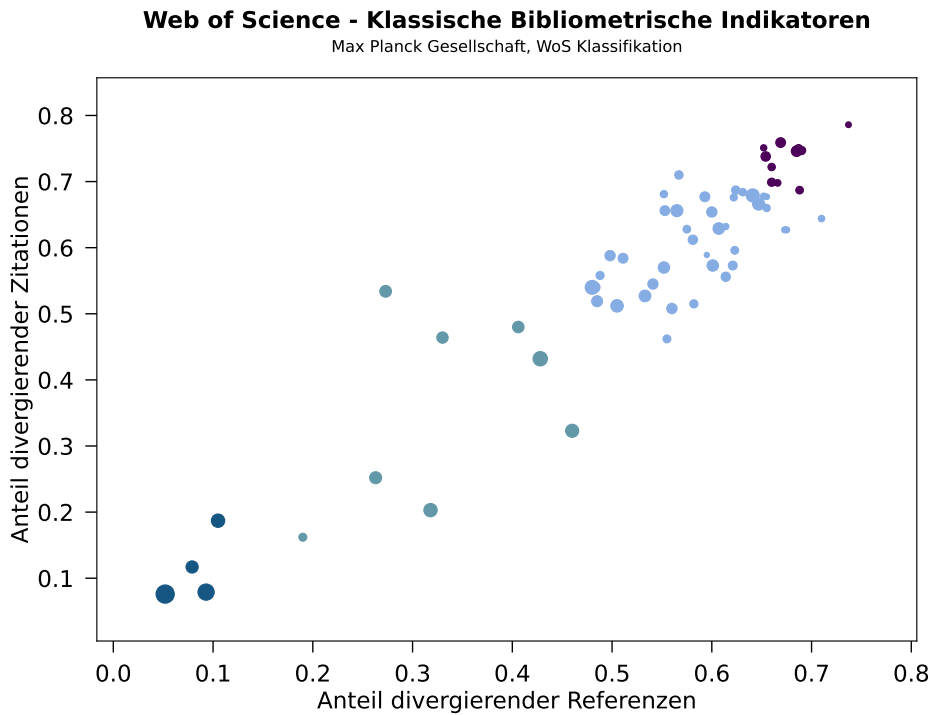


Abbildung 3 Web of Science. Anteil divergierender Referenzen/Zitationen für Max-Planck-Institute

Um die unterschiedlichen Level von Interdisziplinarität auf Basis der klassischen bibliometrischen Indikatoren in den folgenden Analysen verfolgen zu können, wurden die Einrichtungen der MPG vier Untergruppen zugeordnet. Die hier zugeordneten Farben werden in allen weiteren Visualisierungen beibehalten.

Gruppe A (dunkelblau)	Gruppe B (türkis)	Gruppe C (dunkelrot)	Gruppe D (hellblau)
MPI Astronomie	MPI Eisenforschung	MPI Biochemie	alle anderen
MPI Astrophysik	MPI Gravitationsphysik	MPI Biologie des Alterns	
MPI Extraterrestrische Physik	MPI Kernphysik	MPI Entwicklungsbiologie	
MPI Radioastronomie	MPI Mathematik	MPI Evolutionsbiologie	
	MPI Physik	MPI Herz- und Lungenforschung	
	MPI Plasmaphysik	MPI Infektionsbiologie	
	MPI Plasmaphysik (Greifswald)	MPI Menschheitsgeschichte	
	MPI Sonnensystemforschung	MPI Molek. Biomedizin	
		MPI Molek. Genetik	
		MPI Molek. Zellbiologie Genetik	
		MPI Terrestrische Mikrobiologie	

Tabelle 4 Teilgruppen von Einrichtungen der MPG.

Gruppe A umfasst vier Institute der Astrophysik und Astronomie mit extrem niedrigen Interdisziplinaritätswerten und hohem Publikationsaufkommen. Gruppe B umfasst acht Einrichtungen der Physik, Mathematik und Materialwissenschaften mit einem relativ niedrigem Niveau für diese Indizes. Die Gruppe mit den höchsten Interdisziplinaritätswerten (Gruppe C) enthält ausschließlich Einrichtungen der Biowissenschaften. Dabei gilt es immer zu beachten, dass die Granularität der Fachklassifikation in den verschiedenen Forschungsbereichen erheblichen Einfluss auf die ermittelten Index-Werte haben wird.

Abbildung 4 zeigt, dass sich die Gruppen A und B auch in ihrer Publikationsquote von den anderen Einrichtungen unterscheiden. Für diese Einrichtungen werden von Web of Science deutlich mehr Publikationen pro Mitarbeiter*in erfasst als für den Rest. Dies ist kein belastbarer Hinweis auf eine höhere wissenschaftliche Produktivität. Vielmehr spielen Charakteristika des Publikationsverhaltens (Breite der Zeitschriften, Umfang von Artikeln, Anzahl an Autoren, ...) einer wissenschaftlichen Disziplin eine erhebliche Rolle. Mit den hohen Publikationszahlen beeinflussen diese Einrichtungen Indikatoren, die auf einem gepoolten Set für die Max-Planck-Gesellschaft berechnet werden, stark überproportional.

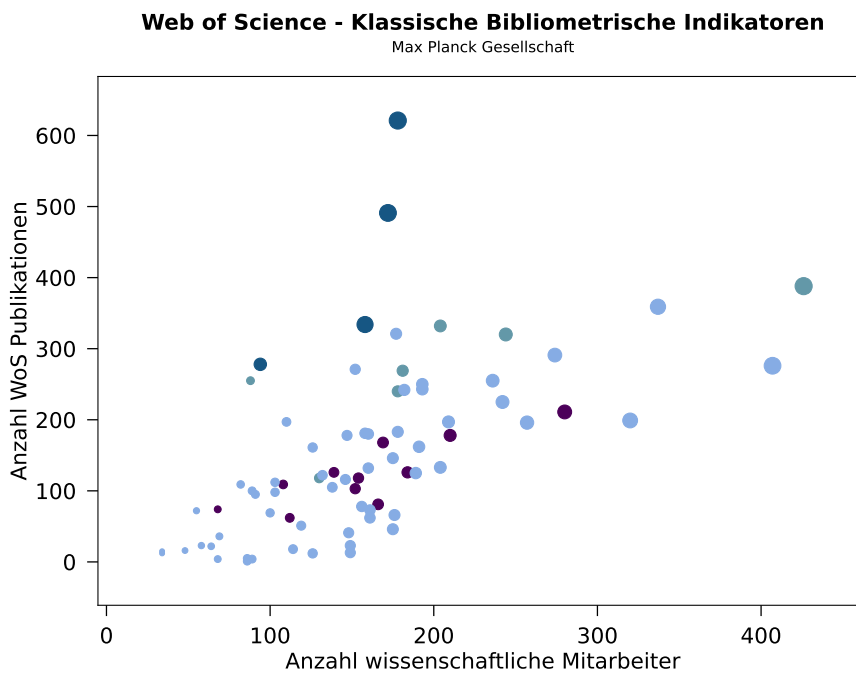


Abbildung 4 Anzahl von Publikationen (Artikel und Reviews) in Web of Science für das Publikationsjahr 2019 gegen Anzahl wissenschaftlicher Mitarbeiter in Max-Planck-Instituten. Die Größe der Blasen entspricht der Anzahl an Publikationen, die Farbe den MPG-Untergruppen (Tabelle 4)

3.2 Neue Methoden zur Messung von Interdisziplinarität

3.2.1 Patente

Indikatoren für die Interdisziplinarität von Patenten der Max-Planck-Gesellschaft wurden auf Basis von drei Datenquellen ermittelt. Im **DERWENT World Patents Index** (Clarivate) werden zwar umfangreiche Metadaten zu allen Patenten der Max-Planck-Gesellschaft erfasst, es fehlt jedoch eine Zuordnung zu den Max-Planck-Instituten. Um eine Analyse auf dieser Ebene zu ermöglichen, wurde uns von **Max-Planck-Innovation** eine interne Datenbank zur Verfügung gestellt, welche die benötigten Zusatzinformationen enthält. Damit konnten die Fachklassen der **Internationalen Patentklassifikation (IPC)** jedem Patent eines Max-Planck-Institutes zugeordnet und auf verschiedenen Hierarchieebenen ausgewertet werden.

Auf Grund der geringen Fallzahlen pro Institut und Jahr wurden die Patente über einen Zeitraum von 10 Jahren (2010 bis 2019) gepoolt und ohne Zeitachse analysiert. In dem Zeitraum wurden von der MPG pro Jahr jeweils zwischen rund 70 und 100 Patentfamilien angemeldet. Die Häufigkeitsverteilung über die Institute ist in Tabelle 5 dargestellt. In alle weiteren Berechnungen und Visualisierungen wurden nur Institute mit mehr als 5 Patenten im gesamten Zeitraum aufgenommen. Damit konnte die Diversität in der Dimension Patente auf Basis von **32 Max-Planck-Instituten** analysiert werden.

Anzahl Patente	Anzahl Institute
1-2	13
3-5	11
6-10	8
11-20	13
21-50	8
51-100	3
gesamt	56
Analysen (n>5)	32

Tabelle 5 Anzahl Patente pro Max-Planck-Institut im Zeitraum 2010 bis 2019

Für alle so ausgewählten Patente wurde die Interdisziplinarität auf verschiedenen Hierarchieebenen der IPC (2, 3, 4 und alle Stellen) mit verschiedenen Indikatoren (durchschnittliche Anzahl der Klassen pro Patent, Shannon-Diversitäts-Index, Gini-Simpson-Diversitäts-Index) ermittelt. Tabelle 6 zeigt die Korrelationen zwischen den verschiedenen Ansätzen. Die beiden Diversitätsindizes Shannon und Gini-Simpson stimmten weitgehend überein ($r > 0.95$). Die durchschnittliche Anzahl Klassen korreliert etwas weniger scharf ($r \sim 0.7$). Die Indizes auf den verschiedenen Hierarchiestufen der Klassifikation weichen mit der Distanz zwischen den Stufen immer weiter voneinander ab, sodass bei einer Korrelation zwischen dem „2-Steller“ und der vollständigen Klasse nur noch 25% der Varianz erklärt werden ($r \sim 0.5$). Die Indizes zeigen auch mit zunehmender Hierarchiestufe eine stärker werdende Abhängigkeit von der Anzahl an Patenten.

Für alle weiteren Analysen wurde in Abstimmung mit der von Fraunhofer ISI getroffenen Vorgehensweise im Hauptteil des INTERDIS-Projekts der **Gini-Simpson-Diversitäts-Index** für den **4-Steller der IPC** verwendet.

Die Korrelationen aller in diesem Projekt erhobenen Dimensionen der Interdisziplinarität (Tabelle 12 in Abschnitt 3.3) zeigt für die Patente wenig Übereinstimmungen. Eine schwacher Zusammenhang mit der Anzahl an Mitarbeitern der Institute konnte gefunden werden und wird daher in Abbildung 5 dargestellt. Die über die bibliometrischen Indikatoren gefundenen „Interdisziplinaritäts-Gruppen“ der MPG (siehe 3.1.2) zeigen keinerlei Entsprechung bei den Patenten.

	n	ipc2_avg	ipc3_avg	ipc4_avg	ipcf_avg	ipc2_sha	ipc3_sha	ipc4_sha	ipcf_sha	ipc2_gsi	ipc3_gsi	ipc4_gsi	ipcf_gsi
n	—	0.27	0.45**	0.38*	0.41*	0.40*	0.62***	0.68***	0.84***	0.27	0.51**	0.56***	0.75***
ipc2_avg	0.27	—	0.90***	0.88***	0.75***	0.70***	0.47**	0.46**	0.53**	0.72***	0.51**	0.51**	0.52**
ipc3_avg	0.45**	0.90***	—	0.89***	0.74***	0.72***	0.67***	0.68***	0.66***	0.69***	0.69***	0.69***	0.66***
ipc4_avg	0.38*	0.88***	0.89***	—	0.83***	0.69***	0.51**	0.59***	0.64***	0.69***	0.55**	0.62***	0.63***
ipcf_avg	0.41*	0.75***	0.74***	0.83***	—	0.53**	0.38*	0.46**	0.72***	0.52**	0.42*	0.50**	0.71***
ipc2_sha	0.40*	0.70***	0.72***	0.69***	0.53**	—	0.80***	0.79***	0.59***	0.97***	0.86***	0.85***	0.54**
ipc3_sha	0.62***	0.47**	0.67***	0.51**	0.38*	0.80***	—	0.95***	0.66***	0.71***	0.97***	0.92***	0.62***
ipc4_sha	0.68***	0.46**	0.68***	0.59***	0.46**	0.79***	0.95***	—	0.77***	0.69***	0.92***	0.97***	0.73***
ipcf_sha	0.84***	0.53**	0.66***	0.64***	0.72***	0.59***	0.66***	0.77***	—	0.48**	0.62***	0.73***	0.95***
ipc2_gsi	0.27	0.72***	0.69***	0.69***	0.52**	0.97***	0.71***	0.69***	0.48**	—	0.78***	0.76***	0.47**
ipc3_gsi	0.51**	0.51**	0.69***	0.55**	0.42*	0.86***	0.97***	0.92***	0.62***	0.78***	—	0.92***	0.57***
ipc4_gsi	0.56***	0.51**	0.69***	0.62***	0.50**	0.85***	0.92***	0.97***	0.73***	0.76***	0.92***	—	0.71***
ipcf_gsi	0.75***	0.52**	0.66***	0.63***	0.71***	0.54**	0.62***	0.73***	0.95***	0.47**	0.57***	0.71***	—

Tabelle 6 Rangkorrelationen (Spearman) zwischen verschiedenen Kenngrößen für Patente der MPG im Zeitraum 2010 bis 2019. ipc = international patent classification, 2...4 = Anzahl Stellen, f = alle Stellen (12); sha = Shannon, gsi = Gini-Simpson (=HHI); keine Korrektur für Alpha-Inflation.

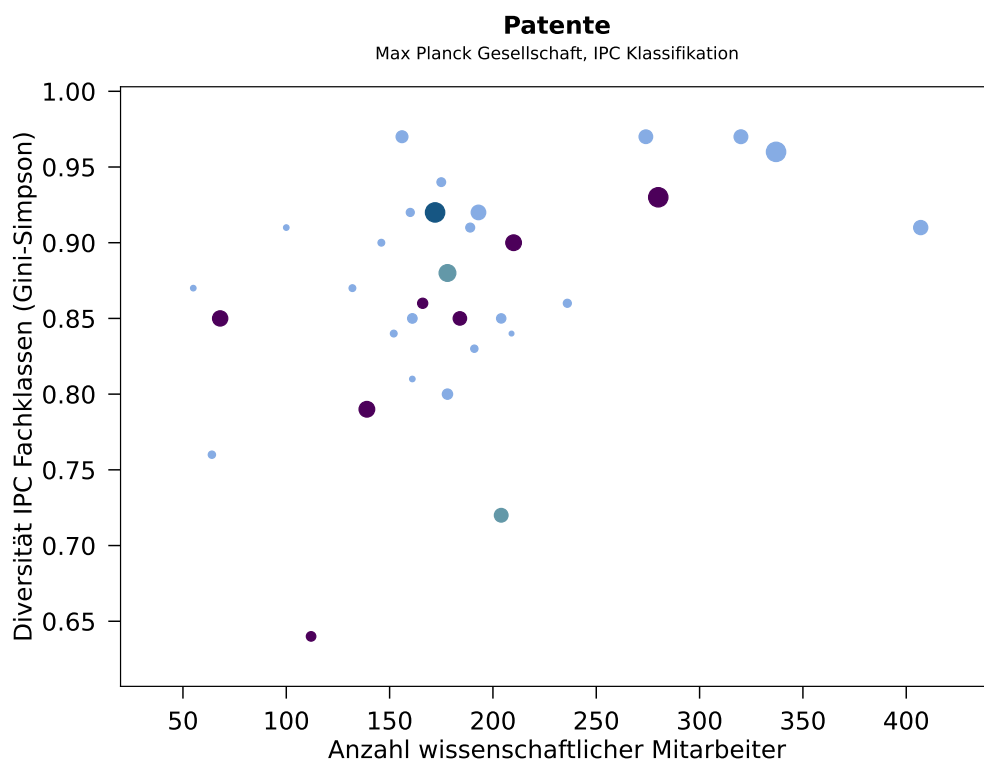


Abbildung 5 Diversität der Fachklassen (Gini-Simpson-Index) für Patente einzelner Max-Planck-Institute gegen die Anzahl wissenschaftlicher Mitarbeiter an dem jeweiligen Institut. Die Größe der Blasen entspricht der Anzahl an Patenten im Zeitraum 2010 bis 2019. Nur Institute mit mehr als 5 Patenten in diesem Zeitraum werden dargestellt. Die Farben entsprechen den MPG-Gruppen A–D (siehe 3.1.2)

3.2.2 Kooperationsprojekte

Für eine Analyse der Interdisziplinarität von Projektkooperationen kann der **Förderkatalog des Bundes** herangezogen werden. Dieser listet Projekte, die von deutschen Ministerien gefördert wurden. In dieser Datenbank werden über 250.000 Projekte bzw. Verbund-Teilprojekte mit einem Startdatum ab 1968 gelistet, für das Jahr 2019 waren dies 15.507 Projekte. Aussagen über die Abdeckung bleiben etwas vage¹⁹. Etwa 100.000 dieser Projekte werden als Teilprojekte 30.000 **Verbundprojekten** zugeordnet (2019: 2.100). Etwa 1% der Projekte mit einem Eintrag im Feld Verbundprojekte hat nur 1 Teilprojekt – diese wurden nicht als Verbundprojekte in die Analyse aufgenommen.

Jedem Projekt wird eine Fachklasse der **Leistungsplansystematik des Bundes** (LPS) zugeordnet. Da auch den Teilprojekten von Verbundprojekten meist die gleiche Klasse zugeordnet ist, kann die LPS-Diversität nicht auf Basis einzelner Projekte ermittelt werden. Sie wird daher aus allen Projekten eines Institutes ermittelt.

Die Max-Planck-Gesellschaft und ihre Teileinrichtungen sind für 649 Projekte mit einem Startdatum zwischen 2010 und 2019 als beantragende bzw. ausführende Organisationen eingetragen. Als Verbundprojekte sind 376 davon gekennzeichnet (mit Mehrfachnennungen bei Verbänden mit mehr als einem Max-Planck-Institut). Auch für diese Datenquelle sind somit die jährlichen Fallzahlen sehr gering und die weitere Analyse erfolgt gepoolt über den gesamten Zeitraum. Im Rahmen von Verbundprojekten werden insgesamt 57 Max-Planck-Einrichtungen genannt, allerdings finden wir nur **20 Max-Planck-Institute** mit mehr als 5 Verbundprojekten im Untersuchungszeitraum. Nur diese können für die weiteren Analysen herangezogen werden.

Anzahl Verbundprojekte	Anzahl Institute
1–2	21
3–5	16
6–10	8
11–20	11
21–50	1
gesamt	57
Analysen (n>5)	20

Tabelle 7 Anzahl Verbundprojekte pro Max-Planck-Institut im Zeitraum 2010 bis 2019

Wie für Patente wurden auch für Verbundprojekte Analysen für mehrere Indikatoren und Hierarchieebenen durchgeführt (Tabelle 8). Wieder korrelieren die zwei Diversitätsindizes stark ($r > 0.9$), während die zwei untersuchten Hierarchieebenen der Klassifikation (3-Steller und voll) einen eher geringen Zusammenhang zeigen ($r \sim 0.4$). Die durchschnittliche Anzahl an LPS-Klassen korreliert gut mit den Diversitätsindizes. Die Anzahl der Kooperationspartner variiert dagegen völlig unabhängig von den anderen Kenngrößen. Zu beachten ist allerdings ein hoher β -Fehler auf Grund des geringen Stichprobenumfangs ($n=20$).

	n	coop_avg	lpsf_avg	lps3_avg	lpsf_sha	lps3_sha	lpsf_gsi	lps3_gsi
n	—	0.06	-0.68**	-0.60**	0.30	-0.19	-0.04	-0.36
coop_avg	0.06	—	-0.09	-0.11	0.17	-0.12	0.12	-0.18
lpsf_avg	-0.68**	-0.09	—	0.72***	0.35	0.50*	0.60**	0.61**
lps3_avg	-0.60**	-0.11	0.72***	—	0.16	0.86***	0.42	0.88***
lpsf_sha	0.30	0.17	0.35	0.16	—	0.35	0.89***	0.26
lps3_sha	-0.19	-0.12	0.50*	0.86***	0.35	—	0.50*	0.95***
lpsf_gsi	-0.04	0.12	0.60**	0.42	0.89***	0.50*	—	0.48*
lps3_gsi	-0.36	-0.18	0.61**	0.88***	0.26	0.95***	0.48*	—

Tabelle 8 Rangkorrelationen (Spearman) zwischen verschiedenen Kenngrößen für Kooperationsprojekte der MPG im Zeitraum 2010 bis 2019. lps = Leistungsplansystematik des Bundes, 3 = 3 Stellen, f = alle Stellen (6); sha = Shannon, gsi = Gini-Simpson (=HHI); coop = durchschnittliche Anzahl Kooperationspartner; keine Korrektur für Alpha-Inflation.

Für alle weiteren Analysen wurde in Abstimmung mit der von Fraunhofer ISI getroffenen Vorgehensweise im Hauptteil des INTERDIS-Projekts der **Gini-Simpson Diversitäts-Index** für die **unterste Hierarchieebene der LPS** verwendet.

¹⁹<https://foerderportal.bund.de/foekat>: „Der Förderkatalog stellt keine 100%ige Abdeckung aller in den Ministerien bewilligten Zuwendungsfälle dar, sondern jedes teilnehmende Ressort entscheidet eigenverantwortlich, welche Zuwendungsbereiche eingestellt werden.“

Abbildung 6 zeigt die zwei wesentlichen Kennwerte für die Verbundprojekte der 20 Max-Planck-Institute, für welche mehr als 5 Projekte im Zeitraum 2010 bis 2019 erfasst wurden. Zwischen beiden Variablen wurde kein Zusammenhang gefunden, genauso wenig wie für die Gruppierung der Institute auf Basis der Interdisziplinarität in den Publikationen (Farben der Blasen).

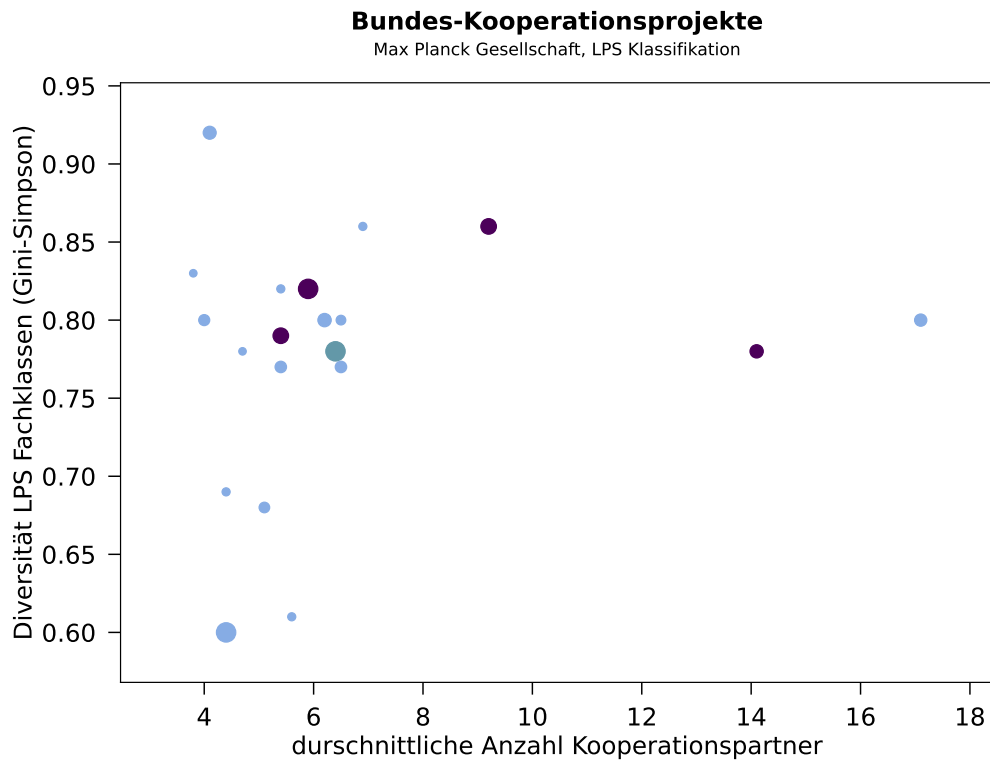


Abbildung 6 Diversität der Fachklassen (Gini-Simpson-Index) für Kooperationsprojekte einzelner Max-Planck-Institute gegen die durchschnittliche Anzahl an Verbundpartnern der Institute. Die Größe der Blasen entspricht der Anzahl an Verbundprojekten im Zeitraum 2010 bis 2019. Nur Institute mit mehr als 5 Verbundprojekten in diesem Zeitraum werden dargestellt. Die Farben entsprechen den MPG-Gruppen A–D (siehe 3.1.2)

3.2.3 Personal

Für eine Analyse des Fachspektrums des wissenschaftlichen Personals der Max-Planck-Gesellschaft wurde ein auf Institute, Personalkategorien und Fachklassen aggregierter Auszug der internen Daten der **Personalverwaltung** mit dem **Stichtag 31.12.2019** herangezogen. Die Verteilung über die Personalkategorien zeigt Tabelle 9.

Für jeden Wissenschaftler werden Angaben zur **Fachrichtung der Ausbildung** und zum **Forschungsbereich am Institut** in je 2 Feldern erfasst. Da das zweite Feld sehr selten ausgefüllt worden war, wurden für die Analysen nur die Inhalte des ersten Feldes herangezogen.

Die Angaben zu den Forschungsbereichen werden in den in Tabelle 10 gelisteten 18 Kategorien erfasst. Die **Fachrichtung der Ausbildung** folgt der **Fächersystematik für das Personal an Hochschulen**, wovon im aktuellen Datenmaterial 64 verschiedene Fachklassen verwendet wurden.

Personalkategorie	Anzahl
Wissenschaftler incl. Postdocs	6,887
Doktoranden m. Fördervertrag	3,373
Stipendiaten	618
Gesamt	10,878

Tabelle 9 Anzahl an Wissenschaftlern der Max-Planck-Gesellschaft nach Personalkategorien

Forschungsbereich	n	wiss	doc	stip
Biolog. orient. Forschung	3536	2230	1143	163
Physik	2379	1477	773	129
Chemie	1101	644	399	58
Informatik	445	245	187	13
Astronomie	442	299	139	4
Rechtswissenschaften	323	206	93	24
Medizin. orient. Forschung	283	218	55	10
Psychologie	278	177	91	10
Sozialwissenschaften	275	202	58	15
Mathematik	274	128	42	104
Athmosph. Wiss., Geowiss.	261	157	73	31
Techn., Ingenieurwiss.	240	137	90	13
Geschichtswissenschaften	124	86	28	10
Linguistik	117	66	48	3
Wirtschaftswissenschaften	97	74	23	0
Kunstwissenschaft	79	67	7	5
Erziehungswissenschaften	2	2	0	0
ohne Angabe	622	472	124	26

Tabelle 10 Forschungsbereiche an den Max-Planck-Instituten

Da für die aktuelle Fächersystematik für das Personal an Hochschulen keine maschinenlesbare Form gefunden wurde (es liegt nur ein PDF vor), konnte ein Vergleich der Hierarchieebenen nicht durchgeführt werden. Die beiden Diversitätsindizes sind wie für Patente und Kooperationsprojekte sehr hoch korreliert ($r = 0.98$) und können daher austauschbar verwendet werden.

Abbildung 7 zeigt eine sehr hohe Korrelation zwischen der Diversität der Forschungsbereiche am Institut und der Diversität der fachlichen Ausbildung der wissenschaftlichen Mitarbeiter*innen, allerdings mit einer Einschränkung der Richtung. Arbeitet ein Institut in sehr unterschiedlichen Forschungsrichtungen, können diese verständlicherweise nicht mit Wissenschaftler*innen aus gleichartigen Fachbereichen besetzt werden. Einzelne Forschungsbereiche werden dagegen mit Wissenschaftler*innen unterschiedlichster Ausbildung besetzt.

Die in der klassischen Bibliometrie identifizierten Interdisziplinaritäts-Gruppen der MPG (siehe 3.1.2) spiegeln sich sehr deutlich in den Personaldaten wieder. Die Basis der Publikationen als wenig interdisziplinäre eingeschätzte Gruppe B findet sich auch hier am unteren Ende beider Verteilungen. Die nach WoS stark interdisziplinäre Gruppe C zeigt zwar nicht für die Ausbildung, aber bei der Auswahl der Forschungsbereiche überdurchschnittliche Werte. Gruppe A (vier Institute der Astrophysik) zeigt sich Hinblick auf das Personal etwas diverser als aus den Ergebnissen der klassischen Bibliometrie zu erwarten.

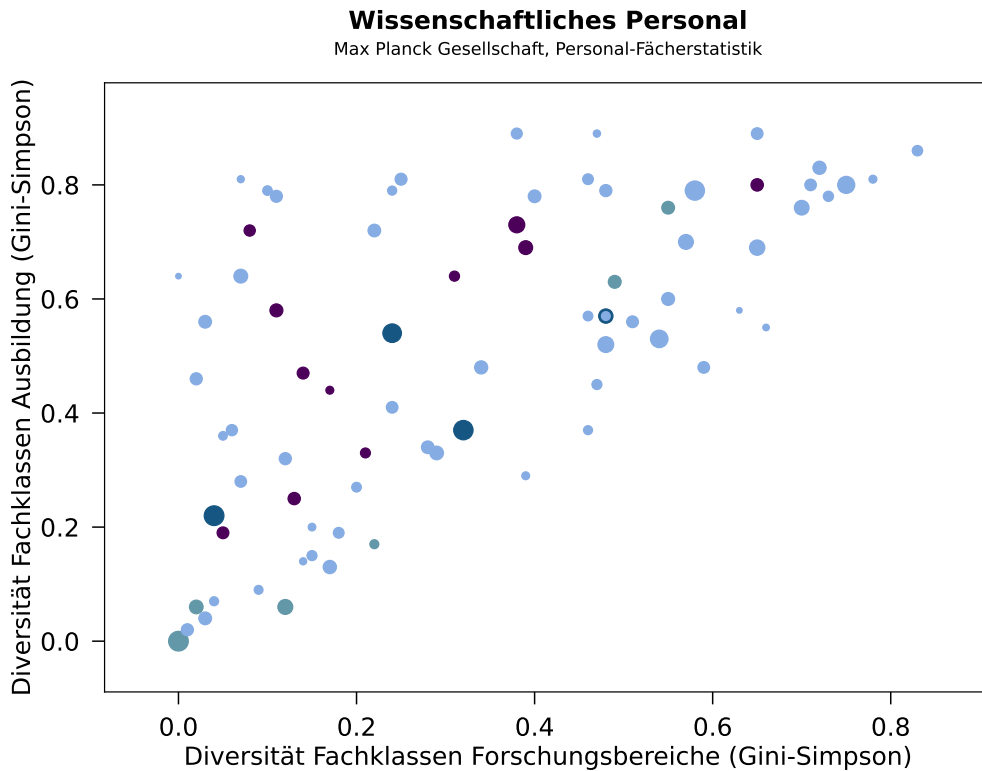


Abbildung 7 Wissenschaftliches Personal der Max-Planck-Gesellschaft. Diversität der Fachklassen in der Ausbildung gegen Diversität der Einsatzbereiche am Institut. Die Blasen stehen für einzelne Institute, ihre Größe für die Anzahl der Mitarbeiter. Die Farben entsprechen den MPG-Gruppen A–D (siehe 3.1.2)

3.2.4 Text-basierte Indikatoren

Als weitere Variante zur Quantifizierung von Interdisziplinarität auf Basis von **Publikationen** wurde die Methode des **Topic-Modelling** (TM) auf **Abstracts** von **Web of Science** angewandt. Für die Abstracts des Training-Sets (Deutschland Publikationsjahr 2019, 95 K Zufallsstichprobe) wurde ein LDA-Modell errechnet (Details s. Abschnitt 2.4) und auf die Datensets angewandt, die auch für die klassischen bibliometrischen Verfahren (Abschnitt 3.1) Verwendung fanden. Jeder Publikation wurden jene Topics, die den Abstract mit einer Wahrscheinlichkeit über einem Schwellenwert repräsentieren, als Fachklassen der Publikation zugeordnet. Die Berechnung der Indikatoren erfolgte dann auf Basis dieser TM-Fachklassen anstatt der originalen WoS-Fachklassen.

Fachklassen, die über das Topic-Modelling ermittelt werden, unterscheiden sich in mehreren Aspekten substantiell von den Fachklassen von Web of Science (Tabelle 11). Ein wesentlicher Unterschied ist die hohe Parametrisierbarkeit des Topic-Modelling. Eine ganze Reihe von methodischen Entscheidungen beeinflusst das Ergebnis. Im Rahmen dieses Projektes konnte die Optimierung nicht alle Facetten abdecken. Die hier vorgestellten Analysen sind daher als „**Proof of Concept**“ einzustufen.

	Web of Science	Topic-Modelling
Klassifikations-Einheit	Zeitschrift	einzelne Publikation
Zuordnung	intellektuell	algorithmisch
Ausgewogenheit über Disziplinen	gering	hoch
Klarheit Klassendefinition	mittel	oft gering
Anpassung an Fragestellung	keine	optimierbar

Tabelle 11 Gegenüberstellung Methoden zur Ermittlung von Fachklassen von Publikationen

Das Panel in Abbildung 8 stellt die Zeitreihen zu deutschen Einrichtungs-Gruppen auf Basis des Topic-Modelling jenen aus der Web of Science Klassifikation gegenüber. Die linke Spalte entspricht jener in Abbildung 1, die rechte Spalte stellt die Ergebnisse aus dem Topic-Modelling für die selben Indikatoren und Gruppen dar.

Trotz der deutlich unterschiedlichen Ansätze sind die Muster für beide Varianten recht ähnlich. Die Gruppen deutscher Einrichtungen unterscheiden sich auch im Topic-Modelling nicht essentiell, die Verläufe über die Publikationsjahre hinweg sind stabil.

Die hier verwendete Parametrisierung im TM ordnet einer Publikation im Schnitt etwa dreimal so viele Fachklassen zu als die Web-of-Science-Klassifikation. Dies dürfte sich auf den Anteil divergierender Referenzen und Zitationen auswirken. Diese Anteile liegen für die TM-Klassifikation bei etwa einem Drittel von jenen aus dem klassischen Modell. Durch die Zuordnung von mehr Klassen steigt die Wahrscheinlichkeit, dass zumindest eine der Klassen eines zitierenden Artikels mit jener des zitierten übereinstimmt. Das Verlassen der Ebene Zeitschrift kann ebenfalls diesen Effekt begünstigen.

Für den Sonderfall von Gruppe A innerhalb der Max-Planck-Gesellschaft (unterbrochene blaue Linie), fällt schon in dieser Übersicht auf, dass auch das Topic-Modelling diese mit großem Abstand zum Rest einordnet, der Abstand aber deutlich geringer ausfällt.

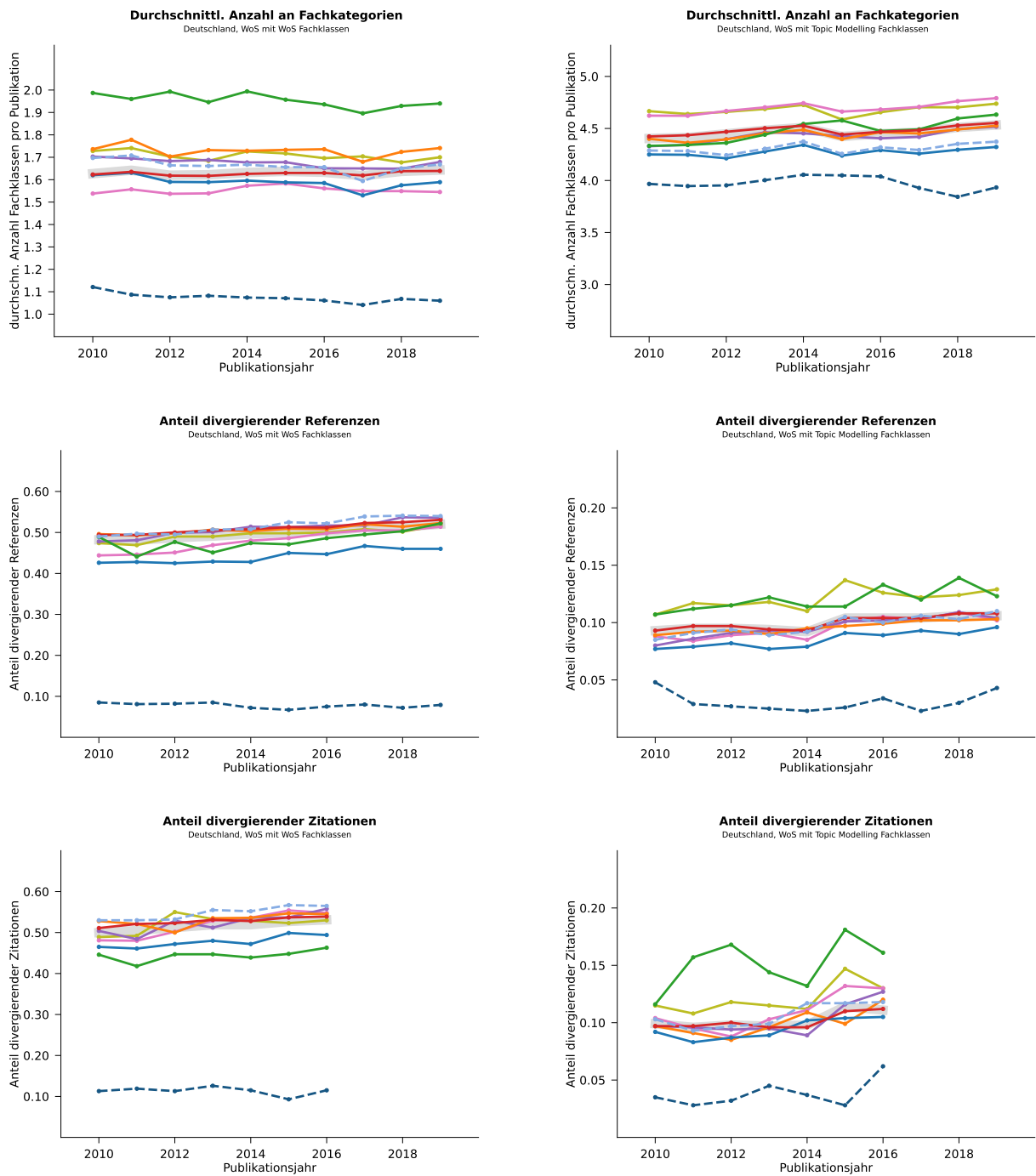


Abbildung 8 TM-Indikatoren (von oben nach unten) für verschiedene Sets von Forschungseinrichtungen in Deutschland (grauer Balken im Hintergrund: Deutschland gesamt). Links: WoS-Klassifikation (266 Klassen), rechts: davon abgeleitete TM-Klassifikation (199 Klassen). Die Max-Planck-Gesellschaft gesamt wird durch die blaue durchgehende Linie dargestellt. In den beiden gestrichelten Linien wird die MPG in Gruppe A (dunkelblau) und B-D (hellblau) aufgeteilt. Weitere Informationen dazu können dem Abschnitt 3.1.2 entnommen werden.

Abbildung 9 zeigt die Verteilung der zitations-basierten Indikatoren auf Basis des Topic-Modelling für die **Einrichtungen der Max-Planck-Gesellschaft**. Im Vergleich zur entsprechenden Abbildung (3) für die WoS-Klassifikation zeigen sich einige substantielle Unterschiede. Die Streuung ist insgesamt höher, es zeigen sich keine wirklich deutlichen Cluster. Die höhere Streuung kann durch die niedrigeren Gesamtlevel für die Anteile, aber auch durch eine differenziertere Klassenzuordnung bedingt sein. Gruppe A und B (dunkelblau und türkis) sind zwar auch hier in den unteren Bereichen der Verteilungen zu finden, die Abstände zu Gruppe D sind aber wesentlich geringer. Gruppe C, die über die WoS-Klassifikation als besonders interdisziplinär eingestuft wurde, kann auf Basis des Topic-Modelling nicht mehr abgegrenzt werden.

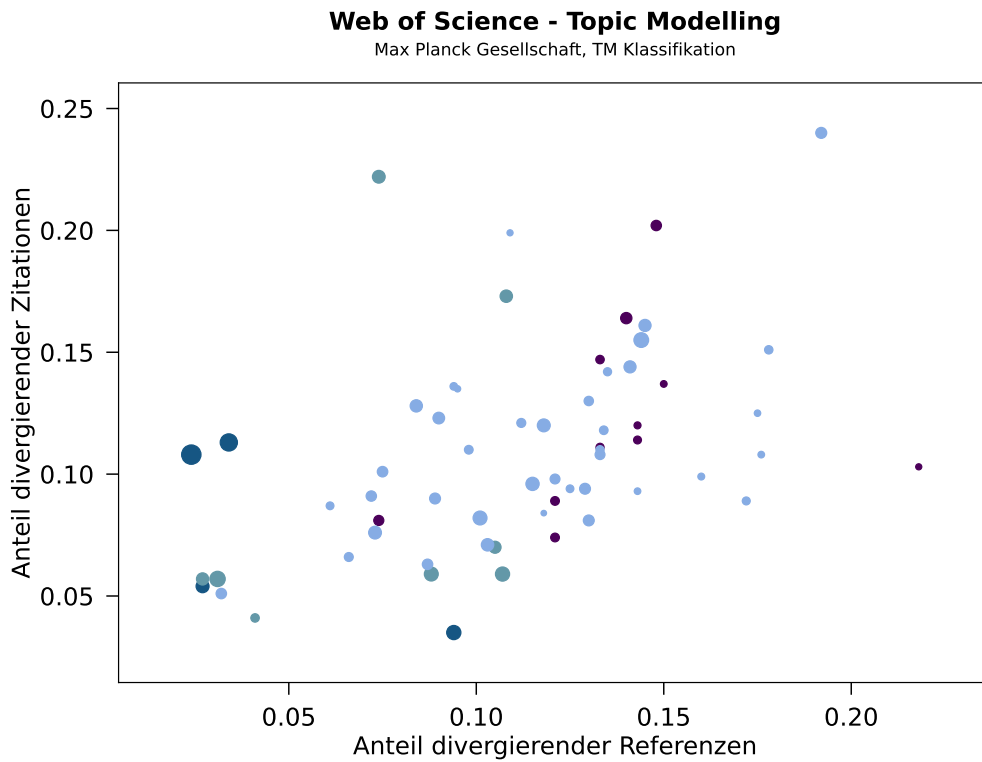


Abbildung 9 Topic-Modelling. (Farben entsprechen den MPG-Gruppen A–D, siehe 3.1.2)

3.3 Synthese der Indikatoren

In den vorigen Abschnitten des Berichts wurden die Ergebnisse für vier Dimensionen der Interdisziplinarität vorgestellt: **Publikationen, Patente, Projekte und Personal** der **Max-Planck-Gesellschaft**. Hier soll nun versucht werden, eine integrierte Sicht auf alle Dimensionen zu entwickeln.

Für die Erfassung von Interdisziplinarität auf den Dimensionen Publikationen und Personal gibt es für alle Institute der Max-Planck-Gesellschaft ausreichend Datenmaterial von guter Qualität.

Als Einrichtungen der Grundlagenforschung melden die Max-Planck-Institute vergleichsweise wenige Patente an. Insgesamt wurden im Beobachtungszeitraum 2010–2019 nur rund 800 Patente angemeldet. Diese Patente verteilen sich auch sehr ungleich auf die einzelnen Institute. Für ein Drittel der Einrichtungen konnten gar keine Patente nachgewiesen werden, deutlich mehr als die Hälfte der Einrichtungen hält weniger als insgesamt 5 im Untersuchungszeitraum eingereichte Patente.

Diese Einschränkungen gelten noch stärker für die im Förderkatalog des Bundes nachgewiesenen Verbundprojekte. Insgesamt sind für den gesamten Zeitraum 347 dieser Projekte der Max-Planck-Gesellschaft und ihren Einrichtungen zugewiesen. Für ein Drittel der Institute sind keine Projekte erfasst, für ein weiteres Drittel sind es weniger als 5 Projekte.

Um für eine multivariate Sicht möglichst viele Einrichtungen berücksichtigen zu können, wurden die Voraussetzungen für die einzelnen Diversitäts-Indikatoren sehr niedrig angesetzt. Alle Indikatoren, die auf Basis von zumindest 3 Fällen für eine Einrichtung berechnet werden konnten, wurden in die Gesamtanalyse mit aufgenommen. Dies führt zwar zu erheblichen Unsicherheiten für Einzelwerte mit niedrigen Fallzahlen, kann aber eine bessere Sicht auf das Gesamtsystem ermöglichen. So konnten 79 Einrichtungen für Publikationen und Personal berücksichtigt werden, 42 für Patente und 36 für Projekte. Die Kombination von Patenten und Projekten lag für nur 26 Einrichtungen vor.

Tabelle 12 zeigt die Korrelation zwischen allen Variablenpaaren. Neben den bereits in den vorigen Abschnitten beschriebenen Korrelationen innerhalb einzelner Dimensionen konnten keine neuen Zusammenhänge gefunden werden. Die Korrektur des α -Signifikanz-Niveaus für die Gesamtanzahl an Vergleichen (Bonferroni-Korrektur) zusammen mit den oft niedrigen Fallzahlen führt allerdings zu einer sehr konservativen Bewertung von Effekten. Es ist daher mit einem hohen β -Fehler, also nicht erkannten Korrelationen, zu rechnen.

	Publikationen Artikel			Referenzen		Zitationen		Patente			Kooperationsprojekte				Personal		
	N	WS	TM	WS	TM	WS	TM	N	MK	DI	N	PP	MK	DI	N	ED	FD
Publikationen - Artikel																	
Item.N	—																
Item.WS	0.13	—															
Item.TM	-0.04	0.13	—														
Publikationen - Referenzen																	
Refs.WS	-0.25	0.14	0.39	—													
Refs.TM	-0.05	0.31	0.26	0.54	—												
Publikationen - Zitationen																	
Cits.WS	-0.13	0.11	0.25	0.71	0.36	—											
Cits.TM	-0.01	0.06	0.27	0.3	0.45	0.36	—										
Patente																	
Pats.N	0.27	0.24	-0.12	0.04	0.18	0.05	0.14	—									
Pats.MK	0.27	0.06	0.0	0.0	0.2	-0.25	0.15	0.37	—								
Pats.DI	0.41	0.21	-0.13	-0.16	0.23	-0.44	0.25	0.57	0.7	—							
Kooperationsprojekte																	
Coop.N	0.26	0.1	0.11	-0.17	0.06	-0.04	0.08	0.43	0.1	0.16	—						
Coop.PP	0.02	0.07	-0.12	0.02	-0.24	0.31	0.01	-0.23	-0.06	-0.25	0.3	—					
Coop.MK	0.08	0.38	0.08	0.2	0.5	0.04	0.2	0.17	0.35	0.55	-0.46	-0.38	—				
Coop.DI	0.36	0.46	0.3	-0.16	0.17	-0.06	0.04	0.04	0.28	0.33	0.55	0.11	0.31	—			
Personal																	
Pers.N	0.71	0.16	0.2	0.04	0.05	-0.02	0.14	0.41	0.31	0.48	0.24	0.07	0.23	0.4	—		
Pers.ED	-0.13	0.08	0.26	0.14	0.14	0.14	-0.01	0.2	0.36	0.38	0.23	-0.08	0.09	-0.02	0.11	—	
Pers.FF	0.02	0.24	0.07	-0.17	0.0	-0.1	0.06	0.3	0.38	0.48	0.2	-0.02	0.24	0.24	0.2	0.64	—

Tabelle 12 Paarweise Korrelationen (Spearman, Bonferroni-Korrektur) zwischen verschiedenen Kenngrößen der Interdisziplinarität auf der Ebene einzelner Einrichtungen der Max Planck Gesellschaft. Die Anzahl der berücksichtigten Einrichtung variiert je nach Indikator-Kombination zwischen 26 und 79.

Signifikanzniveaus farbkodiert: ■ $p \leq 0.001$ ■ $p \leq 0.01$ ■ $p \leq 0.05$

Eine Faktorenanalyse über alle Dimensionen hinweg ist aus den genannten Gründen ebenfalls sehr problematisch. Will man alle Dimensionen berücksichtigen, bleiben nur 26 Fälle für 15 Variablen, was eigentlich schon ausschließt, eine solche Analyse durchzuführen. Dennoch sind die Ergebnisse in Tabelle 13 (a) dargestellt. Auch hier laden die Dimensionen großteils auf unterschiedliche Faktoren. Faktor F2 lässt eine Interaktion der Indikatoren auf Basis des Topic-Modellings der Publikationsabstracts mit den Dimensionen Personal und Kooperationsprojekte erahnen. Faktor F4 kombiniert Anteile aus Patenten und Kooperationen.

Table 13 (b) zeigt eine Faktorenanalyse mit nur jenen Variablen, für die ausreichende Fallzahlen vorliegen. Alle Variablen auf Basis der Web-of-Science-Fachklassifikation laden in den ersten Faktor F1. Die Variablen, die für die Interdisziplinarität von Ausbildung und Einsatzbereich des wissenschaftlichen Personals stehen, splitten in einen eigenen Faktor (F2). Faktor F3 sammelt Anteile aus den Indikatoren für Publikationen, insbesondere jener, die auf Basis des Topic-Modellings errechnet wurden.

Variable	F1	F2	F3	F4
Item.WoS	0.57			
Item.TM		-0.34		
Refs.WoS	-0.97			
Refs.TM	-0.35	-0.49		
Cits.WoS	-0.83			
Cits.TM				-0.35
Pats.Mw				-0.77
Pats.Div				-0.79
Coop.Pn			0.90	
Coop.Mw		-0.35	-0.39	-0.38
Coop.Div	0.45			-0.39
Pers.Ausb		-0.77		
Pers.Feld		-0.89		

Variable	F1	F2	F3
Item.WoS	-0.34		
Item.TM	-0.44		
Refs.WoS	-0.89		0.34
Refs.TM	-0.34		0.82
Cits.WoS	-0.81		
Cits.TM			0.54
Pers.Ausb		0.69	
Pers.Feld		0.92	

Tabelle 13 Faktorenanalysen

(a) Publikationen, Patente, Projekte, Personal für 26 Institute (n eigentlich zu niedrig, siehe Text)

(b) Publikationen, Personal für 77 Institute

Eigenwerte > 1, Varimax Rotation, Faktor-Ladungen über ±0.3 dargestellt

4 Diskussion

Klassische bibliometrische Indikatoren für die **Interdisziplinarität von Publikationen**, die auf der Auswertung des Fachspektrums von ausgehenden und eingehenden Zitationen beruhen, sind methodisch gut handhabbare Kenngrößen. Sie sind für größere Gruppen von Einrichtungen stabil über mehrere Publikationsjahre und zeigen – zumindest für starke Abweichungen vom Durchschnitt – auch intellektuell gut nachvollziehbare Werte. Im Detail muss allerdings eine ganze Reihe von Faktoren berücksichtigt werden. Die Basis für ein stabiles Ranking von mittelgroßen Unterschieden in der Interdisziplinarität scheint damit nicht gegeben.

Einen besonders großen Einfluss hat die **gewählte Fachklassifikation** und die Aggregationsebene, auf der die Fachklassen zugewiesen werden. Web of Science und Scopus verwenden zeitschriftenbasierte Verfahren, es werden also allen Artikeln einer Zeitschrift die gleichen Fachklassen zugeordnet. Dies führt bei fachlich breit ausgewiesenen Zeitschriften zu einer künstlichen Vereinheitlichung. Das Phänomen ist insbesondere für die Fachklasse ‚multidisciplinary‘ bekannt, in der so wichtige Titel wie Nature und Science gelistet sind. Ähnlich gelagert ist das Problem aber auch für Zeitschriften, die sehr große Teilbereiche eines Faches abdecken. Der Anteil derartiger Publikationsorgane ist in den verschiedenen Disziplinen recht unterschiedlich, in der Physik gibt es sehr viel mehr davon als in der Biologie. Darüber hinaus muss die Granularität der Klassifikation in den verschiedenen Fachrichtungen berücksichtigt werden. So ist die Web-of-Science-Klassifikation in der Medizin sehr viel weiter ausdifferenziert als zum Beispiel in der Physik. Beide Faktoren führen zu einer komplexen Interaktion mit den resultierenden Interdisziplinaritätswerten und können daher auch nicht auf einfache Weise korrigiert werden.

Ein gutes Beispiel für **disziplinspezifische Muster** bietet ein Blick auf die Verteilung der Kennwerte über die Max-Planck-Institute (Abbildung 3). Institute mit Schwerpunkten in der Physik, Mathematik und ganz besonders in der Astrophysik zeigen sehr niedrige Indikatorwerte, während alle Einrichtungen mit hohen Interdisziplinaritätswerten in den Biowissenschaften arbeiten. Dies ist einerseits intellektuell durch die Abhängigkeiten zwischen den Disziplinen erklärbar, wird aber durch die ausgeführten methodischen Artefakte verstärkt. Dies legt ein Vergleich zwischen den Indikatorwerten auf Basis der klassischen Klassifikationen mit jenen aus dem Topic-Modelling nahe. Bei diesem Verfahren, das ohne vordefinierte Kategorien arbeitet, wird dieses Muster deutlich unschärfer. Astrophysik, Physik und Mathematik bleiben zwar am unteren Ende der Verteilung, der Abstand zum Rest wird aber deutlich kleiner.

Auf Grund der disziplinspezifischen Effekte auf Interdisziplinaritäts-Indikatoren muss auch der Vergleich von Ergebnissen aus **gepoolten Teilmengen** kritisch betrachtet werden. Wird nur noch ein einziger Kennwert für das gesamte Set berechnet, kann die Verteilung der Fachdisziplinen das Resultat sehr stark beeinflussen. Als Beispiel kann wieder die Max-Planck-Gesellschaft im Vergleich zu anderen Forschungsorganisationen in Deutschland dienen (Abbildung 1). Die Gesamtwerte für die MPG sind durchweg niedriger als jene für andere Gruppen. Ein Blick auf die Struktur innerhalb dieses Sets eröffnet jedoch eine differenziertere Perspektive. Nur **vier Institute der Astrophysik** sind für das Ranking der MPG entscheidend – diese Institute haben zusammen einen sehr hohen Anteil am Publikationsaufkommen der MPG (13%, Tabelle 3) und zeigen fachtypisch sehr niedrige Interdisziplinaritätswerte. Werden diese vier Einrichtungen aus dem Pool für die MPG entfernt, verlieren sich alle Unterschiede der MPG zu den anderen Gruppen in Deutschland oder verkehren sich sogar ins Gegenteil. Ein pauschale Aussage über die „niedrige Interdisziplinarität“ in der MPG würde den anderen 78 Instituten nicht gerecht.

Ein möglicher Lösungsweg für die Berücksichtigung der genannten Effekte könnten **empirische Korrektur-Verfahren** ähnlich der „field normalization“ sein, welche bei der Ermittlung von Impact-Kennwerten schon lange verwendet werden. Diese Verfahren müssten aber der größeren Komplexität in der Beziehung zwischen Forschungsfeld und Interdisziplinarität Rechnung tragen.

Ein wesentliches Ziel des vorliegenden Projektes war die **Exploration neuer Dimensionen** der Interdisziplinarität. Dazu zählen Analysen des Fachspektrums von Patenten, Projekten sowie der Ausbildung und der Einsatzbereiche des wissenschaftlichen Personals.

Sowohl **Patente** als auch **Verbund-Projekte** konnten für die Einschätzung der Interdisziplinarität der **Max-Planck-Gesellschaft** und ihrer Einrichtungen **nicht zielführend** Verwendung finden. Die Fallzahlen sind in beiden Fällen deutlich zu gering, um ausreichend differenzierte statistische Analysen durchführen zu können. Erst das Poolen über den gesamten Betrachtungszeitraum von 10 Jahren ergibt analysierbare Mengen, verschleiert damit aber Entwicklungen während dieses langen Zeitraums. Muster und Artefakte, wie sie für Publikationen diskutiert wurden, können so nicht

erkannt und berücksichtigt werden. Analysen zur Kovarianz der Dimensionen untereinander bleiben durch einen extrem hohen β -Fehler wenig aussagekräftig. Für die Projekte der Max-Planck-Gesellschaft wurde zudem nur der Förderkatalog des Bundes ausgewertet. Es ist uns keine institutsübergreifende Datenquelle für alle Fördergeber bekannt.

Die Ergebnisse aus den Fachklassen, die im Rahmen der **Personalverwaltung** zu den wissenschaftlichen Mitarbeiter*innen erhoben werden, erscheinen dagegen sehr gut einsetzbar. Sie sind für alle Institute vorhanden und zeigen intellektuell gut nachvollziehbare Muster, wenn auch durchaus beeinflusst durch die Eigenarten der eingesetzten Fachklassifikation von Destatis. Die daraus ermittelten Kennwerte eröffnen eine eigenständige Achse der Interdisziplinarität, die nicht mit den Indikatoren aus der Publikationstätigkeit kovariert. Damit können Aussagen, die aus letzteren abgeleitet wurden, auf ihre Robustheit überprüft werden.

Ein weiterer Ansatz zur Analyse der Interdisziplinarität einer wissenschaftlichen Einrichtung wäre die Analyse von **Stellenanzeigen**. Im Rahmen dieses Projektes konnte dies nicht umgesetzt werden. Für das Stellenportal der Max-Planck-Gesellschaft konnten keine historischen Daten zur Verfügung gestellt werden. Diese wären aber notwendig gewesen, um nicht nur die spezielle Situation in 2020 (Corona) darzustellen. Ein Harvesting über die Webseiten der Institute zeigte auch, dass die im Portal gelisteten Stellen die Angebote der Institute nicht vollständig abbilden. Auf Grund der Heterogenität der Webseiten war eine weitere Auswertung dieser Quelle im Rahmen der Kapazitäten des Projektes jedoch nicht möglich.

Alle bisher diskutierten Konzepte fußen letztlich auf **speziellen Fachklassifikationen**, die durch die Hersteller von Datenquellen oder die gesetzlichen Vorgaben festgelegt sind. Diese Klassifikationen unterscheiden sich untereinander substantiell, ein Mapping auf eine gemeinsame Struktur ist nicht vorstellbar. Keine davon ist ausgewogen im Hinblick auf wissenschaftliche Disziplinen, und als recht statische Konstrukte bilden sie Forschungsfelder, die erst in jüngerer Zeit entstanden sind, nur sehr unzureichend ab.

Als **Alternative** zu diesen Ansätzen bieten sich statistische „nichtüberwachte“ Cluster-Verfahren an, die die zu untersuchenden Einheiten auf Grund von textbasierten Ähnlichkeitsmassen in Fachgruppen gliedern. Ein solches Verfahren aus dem Spektrum des „**Topic-Modelling**“ wurde auch in diesem Projekt exploriert. Zur Klassifikation der **Publikationen** der untersuchten Einrichtungen wurden die Wortfrequenzen in den **Abstracts** mit einem LDA-Algorithmus modelliert und so die Fachklassen ermittelt. Im Rahmen der Kapazitäten des Projektes konnte dieser Algorithmus erst in Ansätzen optimiert werden. Die vorgestellten Ergebnisse sind daher noch als „**Proof of Concept**“ einzuordnen, erzielen aber bereits Ergebnisse, die in ihrer Aussagekraft mit den klassischen Verfahren vergleichbar sind. Die Artefakte, die in den klassischen Verfahren durch die disziplinspezifischen Publikationskanäle entstehen, werden vermieden.

Durch weitere **Optimierungen** des vorgestellten Modells kann die Sicht auf die Interdisziplinarität der wissenschaftlichen Einrichtungen sicherlich noch deutlich verbessert werden. Allerdings kann die Qualität eines Modells nicht in absoluten Zahlen vermessen werden, da keine allgemein akzeptierte Referenz existiert. Zudem können die gefundenen Topics (Wortlisten) oft intellektuell nur schwer bewertet werden. Da die Verfahren recht rechenintensiv sind, sind sie für Dritte auch nur mit erheblichem Aufwand überprüfbar. Es bedarf daher einer umfassenden Weiterentwicklung, wenn dieser Ansatz weitere Verbreitung finden sollte.

Der Ansatz des Topic-Modelling könnte auch auf **weitere Szenarien** ausgeweitet werden. So könnten Texte aus Patenten, Projekten und Webseiten einbezogen und neben Abstracts auch Titel, Schlagworte und Volltexte ausgewertet werden. Die grundlegenden Methoden der automatisierten Textanalyse werden weltweit intensiv weiterentwickelt, neue Verfahren stehen zunehmend auch für den praktischen Einsatz zur Verfügung. So kann durch den Einsatz von vortrainierten neuronalen Netzen (sog. Transformer-Modelle, wie z.B. BERT), die auch den Kontext von Worten in ihrem Textumfeld miteinbeziehen, die Bedeutung der gefundenen Klassen deutlich geschärft werden.

Literatur und Software

- Bird, S., Loper, E. & Klein, E. (2009). *Natural language processing with python: Analyzing text with the natural language toolkit*. O'Reilly.
- Blei, D. M. (2012). Probabilistic topic models. *Communications of the ACM*, 55(4), 77–84. <https://doi.org/10.1145/2133806.2133826>
- Blei, D. M., Ng, A. Y. & Jordan, M. I. (2003). Latent dirichlet allocation. *Journal of Machine Learning Research*, 3, 993–1022. <http://www.jmlr.org/papers/volume3/blei03a/blei03a.pdf>
- Honnibal, M., Montani, I., Van Landeghem, S. & Boyd, A. (2020). *spaCy: Industrial-strength Natural Language Processing in Python*. Zenodo. <https://doi.org/10.5281/zenodo.1212303>
- Hunter, J. D. (2007). Matplotlib: A 2d graphics environment. *Computing in Science & Engineering*, 9(3), 90–95. <https://doi.org/10.1109/MCSE.2007.55>
- McCallum, A. K. (2002). *Mallet: A machine learning for language toolkit*. <http://mallet.cs.umass.edu>
- McKinney, W. (2010). Data Structures for Statistical Computing in Python. In S. van der Walt & J. Millman (Hrsg.), *Proceedings of the 9th Python in Science Conference* (S. 56–61). <https://doi.org/10.25080/ajora-92bf1922-00a>
- Řehůřek, R. & Sojka, P. (2010). Software Framework for Topic Modelling with Large Corpora. In *Proceedings of the LREC 2010 Workshop on New Challenges for NLP Frameworks*. <http://is.muni.cz/publication/884893/en>
- Rimmert, C., Schweichheimer, H. & Winterhager, M. (2017). *Disambiguation of author addresses in bibliometric databases – technical report* (Techn. Ber.). Bielefeld: Universität Bielefeld, Institute for Interdisciplinary Studies of Science (I²SoS).
- The Pandas Development Team. (2020). *Pandas-dev/pandas: Pandas* (Version latest). Zenodo. <https://doi.org/10.5281/zenodo.3509134>

Danksagung

Wir danken dem gesamten Team der Big Data Analytics Group für ihre Beiträge zur Gewinnung und Aufbereitung von Datenquellen und die Pflege von Norm-Datenbanken sowie für die Diskussion der Analysen. Ebenso danken wir dem Team Core Service Operations der MPDL für die engagierte Begleitung in allen administrativen Belangen. Unser besonderer Dank gilt Herrn Johann Sedlmayer und Frau Sonja Lorey von der Generalverwaltung der Max-Planck-Gesellschaft für die Aufbereitung und Bereitstellung der für diese Arbeit verwendeten Personaldaten sowie Frau Evelin Kaiser von der Max-Planck-Innovation GmbH für die Hilfe bei Auswahl und Bereitstellung der Patentdaten.

Berichtsblatt

1. ISBN oder ISSN	2. Berichtsart (Schlussbericht oder Veröffentlichung) Schlussbericht
3. Titel BMBF-Verbund-Projekt: „Interdisziplinarität von Wissenschaftseinrichtungen – Strukturen und Effekte“ (INTERDIS) Teilvorhaben „Detailanalysen zur MPG“	
4. Autor(en) [Name(n), Vorname(n)] Palzenberger, Margit Knaus, Johannes Schnaitmann Jonas	5. Abschlussdatum des Vorhabens 31.12.2020
	6. Veröffentlichungsdatum geplant (TIB)
	7. Form der Publikation
8. Durchführende Institution(en) (Name, Adresse) Max Planck Digital Library Amalienstr. 33 80799 München	9. Ber. Nr. Durchführende Institution
	10. Förderkennzeichen 01PU17014B
	11. Seitenzahl 35
12. Fördernde Institution (Name, Adresse) Bundesministerium für Bildung und Forschung (BMBF) 53170 Bonn	13. Literaturangaben 10
	14. Tabellen 13
	15. Abbildungen 9
16. Zusätzliche Angaben	
17. Vorgelegt bei (Titel, Ort, Datum)	
18. Kurzfassung Ziel des Projekts war es, die Interdisziplinarität von Forschungseinrichtungen auf verschiedenen Aggregationsebenen bewerten zu können. Dabei sollten verschiedene Ansätze in Hinblick auf Methoden und Datenmaterial exploriert und im Vergleich mit klassischen bibliometrischen Verfahren in Hinblick auf Aussagekraft und praktische Einsatzmöglichkeit bewertet werden. Im Teilprojekt „Vertiefende Analysen zur Max-Planck-Gesellschaft“ (INTERDIS-MPG) sollte dies mit speziellem Fokus auf die Max-Planck-Gesellschaft erfolgen (siehe auch Hauptprojekt) Für Kennwerte der Interdisziplinarität, welche auf Publikationen sowie auf Ausbildung und Einsatzfeld der wissenschaftlichen Mitarbeiter:innen basieren, ist die Datenlage sehr gut. Die ermittelten Indikatoren bilden sehr große Unterschiede stabil ab, bei kleineren Unterschieden divergieren die Ergebnisse verschiedener Ansätze allerdings beträchtlich. Die Methode des Topic-Modelling, eine von bestehenden Klassifikationen unabhängige, datengetriebene Modellierung erscheint vielversprechend, konnte aber im Rahmen des kleinen Projektteils nicht final evaluiert werden. Indikatoren auf Basis von Patenten und Projekten erscheinen dagegen für die MPG wenig geeignet. Die Fallzahlen sind in beiden Fällen deutlich zu gering, um ausreichend differenzierte statistische Analysen durchführen zu können. Die durchgeführten Arbeiten können methodische Ansätze und Beobachtungsdaten aus einer großen Forschungsorganisation für vertiefende Studien zum Verständnis des Konzepts „Interdisziplinarität“ beisteuern. Hauptprojekt: Frietsch, Rainer, et al. Projekt: "Interdisziplinarität von Wissenschaftseinrichtungen - Strukturen und Effekte" (INTERDIS): Zusammenfassung der Ergebnisse. Fraunhofer ISI, Karlsruhe, 2021.	
19. Schlagwörter Interdisziplinarität von Wissenschaftseinrichtungen, Interdis	
20. Verlag	21. Preis

Document Control Sheet

1. ISBN or ISSN	2. type of document (e.g. report, publication) Final report
3. title BMBF-Verbund-Projekt: „Interdisziplinarität von Wissenschaftseinrichtungen – Strukturen und Effekte“ (INTERDIS) Teilvorhaben „Detailanalysen zur MPG“	
4. author(s) (family name, first name(s)) Palzenberger, Margit Knaus, Johannes Schnaitmann Jonas	5. end of project 2020/12/31
	6. publication date planned (TIB)
	7. form of publication
8. performing organization(s) (name, address) Max Planck Digital Library Amalienstr. 33 80799 München Germany	9. originator's report no.
	10. reference no. 01PU17014B
	11. no. of pages 35
12. sponsoring agency (name, address) Bundesministerium für Bildung und Forschung (BMBF) 53170 Bonn	13. no. of references 10
	14. no. of tables 13
	15. no. of figures 9
16. supplementary notes	
17. presented at (title, place, date)	
18. abstract The aim of the project was to establish a method to evaluate the interdisciplinarity of research institutions at different levels of aggregation. Different approaches were to be explored with regard to methods and data sources and to be evaluated in comparison with classical bibliometric procedures with regard to informative value and practical applicability. In the subproject "Vertiefende Analysen zur Max-Planck-Gesellschaft" (INTERDIS-MPG), this was done with a special focus on the Max Planck Society (see also main project). The data availability and quality is very good for those indicators of interdisciplinarity which are based on publications as well as on the education and field of activity of the scientific staff. The determined indicators reflect very large differences in a stable way, but for smaller differences the results of different approaches diverge considerably. The method of topic modeling, a data-driven modeling independent of existing classifications, appears promising, but could not be finally evaluated within the bounds of this smaller subproject. Indicators based on patents and projects, on the other hand, appear less suitable for the MPG. In both cases, the number of cases is clearly too small to perform statistical analyses with sufficient power. The work carried out can contribute methodological approaches and observational data from a large research organization for in-depth studies on understanding the concept of "interdisciplinarity". Main project: Frietsch, Rainer, et al. Projekt: "Interdisziplinarität von Wissenschaftseinrichtungen - Strukturen und Effekte" (INTERDIS): Zusammenfassung der Ergebnisse. Fraunhofer ISI, Karlsruhe, 2021.	
19. keywords interdisciplinarity of research institutions, interdis	
20. publisher	21. price